



UNIVERSITÉ DE
SHERBROOKE

Faculté de génie
Génie électrique et génie informatique

Algorithme génétique
optimisant la propulsion de satellites
pour le survol de sites terrestres

Mémoire de maîtrise ès sciences appliquées
Spécialité: génie électrique

Antoine ALLARD

Sherbrooke (Québec) Canada

Décembre 2007



Library and
Archives Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Published Heritage
Branch

Direction du
Patrimoine de l'édition

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file Votre référence

ISBN: 978-0-494-42919-8

Our file Notre référence

ISBN: 978-0-494-42919-8

NOTICE:

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

AVIS:

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

RÉSUMÉ

Cette recherche aborde le problème d'optimisation de la trajectoire d'un satellite de télédétection pour l'observation d'un ensemble de sites terrestres au cours d'une période donnée. Pour ce faire, le satellite tire avantage du contrôle de la période orbitale que lui procurent les propulseurs électriques à faible poussée.

La planification de la trajectoire optimale de survol passe par la résolution de deux problèmes majeurs : en premier lieu la sélection adéquate d'un ensemble de points de survol et en second lieu l'interpolation optimale de la course orbitale du satellite liant les différents points de survol. Pour la sélection adéquate des points de survol, le projet met à contribution les techniques de l'intelligence artificielle et plus particulièrement les algorithmes génétiques. Le second problème est abordé de façon analytique. L'objectif est de développer une méthode qui se combine facilement à l'algorithme génétique pour lui permettre de traiter le problème d'optimisation de trajectoire.

Pour obtenir de bons résultats, la solution préconisée dans ce travail met en oeuvre un algorithme génétique hybride se combinant à la méthode du recuit simulé. La solution développée montre de bonnes capacités à répondre au problème d'optimisation de trajectoires de satellites pour le survol de sites terrestres.

REMERCIEMENTS

Je désire remercier mes deux directeurs Charles-Antoine Brunet et Jean de Lafontaine de m'avoir donné la chance de faire ce projet de maîtrise.

Je me dois aussi de remercier mes parents et mes amis qui m'ont encouragé tout au long de ce projet.

TABLE DES MATIÈRES

1	INTRODUCTION	1
1.1	Problématique	1
1.2	Objectifs	3
1.3	Contributions	4
1.4	Plan	5
2	OPTIMISATION PAR INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	7
2.1	Méthode du recuit simulé	8
2.2	Algorithme génétique simple	11
2.2.1	Fonction d'évaluation	14
2.2.2	Sélection	14
2.2.3	Croisement	17
2.2.4	Mutation	18
2.2.5	Élitisme	19
2.2.6	Avantages et inconvénients de l'AG	19
2.3	Algorithme génétique parallèle	20
2.4	Algorithme génétique multiobjectifs	21
2.4.1	Approche simple	22
2.4.2	Approche de Pareto	22
2.5	Algorithme génétique compact	24
2.6	Algorithmes génétiques hybrides	25
3	OPTIMISATION DE LA TRAJECTOIRE ORBITALE	29
3.1	Méthodes de commande optimale	30
3.2	Méthode théorique par splines cubiques	31

4	RÉALISATION	33
4.1	Description générale de l'algorithme	33
4.1.1	Contexte et limitations du projet	33
4.1.2	Structure de l'algorithme	34
4.2	Préparation des données de survol	37
4.3	Algorithme d'optimisation du plan de survols	40
4.3.1	Représentation	40
4.3.2	État initial	42
4.3.3	Sélection	42
4.3.4	Reproduction	43
4.3.5	Élitisme et nouveaux individus	45
4.3.6	Mutation	46
4.4	Évaluation des itinéraires de survols	51
4.4.1	Planification des survols	51
4.4.2	Optimisation et évaluation de la trajectoire	54
5	RÉSULTATS	61
5.1	Optimisation par AG	61
5.1.1	Particularités du problème d'optimisation de trajectoire	61
5.1.2	Effet de l'intégration de la MRS	65
5.1.3	Effet du taux de mutation	67
5.1.4	Effet de la sélection et du croisement	69
5.1.5	Effet de l'introduction de nouveaux chromosomes aux populations	72
5.2	Performance globale de l'OPS1	74
5.2.1	Effet de la disposition des sites à observer	75
5.2.2	Effet de la période de survol	78

6 CONCLUSION	81
6.1 Objectifs de la recherche	81
6.2 Contributions	82
6.3 Travaux futurs	83
6.4 Conclusion	84
BIBLIOGRAPHIE	85

LISTE DES FIGURES

2.1	Architecture de la recherche par la méthode du recuit simulé	10
2.2	Architecture de l'algorithme génétique simple	13
2.3	Exemples de probabilités de sélection par roulette dans le cas d'un super chromosome (à gauche) et d'une population d'individus semblables (à droite)	16
2.4	Diagramme de probabilité de sélection à taux fixe pour une population de 5 individus	17
4.1	Structure générale de l'OPS1	35
4.2	Exemple de chromosome utilisé par l'AG contenant 4 gènes	41
4.3	Exemple de croisement de chromosomes à taux fixe	44
4.4	Mutation d'un chromosome par échange de valeur de gène.	47
4.5	Modification d'un chromosome par intégration d'un nouveau gène.	47
4.6	Décalage de la position orbitale du satellite par rapport à sa trajectoire naturelle.	49
4.7	Algorithme d'évaluation des chromosomes (bloc E)	52
4.8	Décalage de la position orbitale d'un satellite par rapport à sa trajectoire naturelle pour le survol de 4 sites terrestres.	58
5.1	Effet de la modification d'un seul jour de survol sur la déviation de l'argument de latitude d'une trajectoire.	63
5.2	Comparaison des indices de consommation de carburant pour des opérateurs de mutation différents.	66
5.3	Taux de saturation des individus pour différents opérateurs de mutation.	67
5.4	Évolution de l'indice de consommation de carburant pour différents taux d'individus traités par la MRS.	68
5.5	Taux de saturation des générations pour différents taux d'individus traités par la MRS.	70
5.6	Effet des opérateurs de croisement sur l'évolution du meilleur chromosome de l'OPS1.	71

5.7	Effet des opérateurs de croisement sur le taux de saturation des générations.	72
5.8	Effet de l'introduction de nouveaux chromosomes sur le taux de saturation des populations.	73
5.9	Effet de la disposition des sites terrestres à observer sur l'indice de consommation de carburant.	76
5.10	Décalage de la position orbitale du satellite pour une dispersion des sites à l'intérieur de petites superficies.	77
5.11	Effet de la disposition des sites terrestres à observer sur la saturation des populations de l'AG.	78
5.12	Dérivation de l'argument de latitude du satellite pour une trajectoire s'étendant sur P jours.	80

LISTE DES TABLEAUX

4.1	Itinéraire précis de survols	53
4.2	Évaluation de la consommation de carburant pour les splines d'une trajectoire donnée.	59
5.1	Effet de la modification d'un seul jour de survol sur l'indice de consommation de deux trajectoires.	64
5.2	Origine des individus élités au cours de 100 déroulements d'optimisation par AG simple.	64
5.3	Effet de l'intégration de nouveaux individus sur la performance de l'OPS1.	74
5.4	Effet de la période sur la performance des trajectoires.	79

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

1.1 Problématique

L'observation de notre planète n'a jamais cessé de lancer de grands défis aux scientifiques. Malgré les avancées technologiques importantes faites dans ce domaine, il est toujours difficile et coûteux d'analyser et d'observer de larges portions de la surface planétaire. Les efforts terrestres et aériens combinés ne peuvent, à eux seuls, constituer les rouages d'une stratégie globale de collecte de données planétaires. À ce jour, la manière adéquate et judicieuse d'en arriver à une couverture totale et complète des activités à la surface de la Terre demeure l'utilisation des satellites terrestres.

De nos jours, les satellites de téléobservation et de télédétection sont tout aussi bien utilisés à des fins militaires que civiles et scientifiques. Les nombreux avantages de leurs systèmes d'observation ne sont plus à faire en cartographie, en météorologie ainsi qu'en environnement. Ces engins donnent accès à une foule d'informations en temps réel sur notre environnement. Nul autre système n'offre de moyens aussi rapides et efficaces pour la compilation des informations au sujet des phénomènes perceptibles à la surface de la planète Terre.

Depuis la fin de la guerre froide, la réglementation au sujet du déploiement et de l'utilisation de système de télédétection par satellite s'est grandement assouplie. L'exploitation des satellites n'étant plus réservée au domaine militaire a eu pour effet d'en faciliter l'accessibilité pour les activités commerciales et scientifiques. Aujourd'hui, les firmes et entreprises, ayant profité de l'assouplissement des lois, repoussent les limites technologiques par l'élaboration de systèmes qui répondent à des besoins tout aussi bien militaires que commerciaux.

En ce qui a trait à la télédétection et à la téléobservation, ces évolutions techniques se traduisent par des capteurs et dispositifs embarqués d'observation plus performants, plus petits et plus légers. Ces améliorations réduisent aussi les contraintes des missions orbitales. La couverture de notre planète est ainsi facilitée et la qualité de l'observation s'en voit grandement améliorée. L'évolution des différentes facettes des engins orbitaux a aussi pour effet de considérer l'intégration de technologies qu'il était impossible d'envisager auparavant. Il en est ainsi pour la propulsion électrique. La faible poussée de ces propulseurs est compensée par une consommation presque négligeable par rapport aux propulseurs chimiques classiques. Ces caractéristiques font de cette propulsion une solution idéale pour des missions requérant un très grand potentiel de poussée déployée sur une période prolongée. La propulsion électrique a notamment démontré son utilité pour la compensation de la traînée aérodynamique de systèmes orbitaux et pour la poussée au cours de missions interplanétaires.

L'amélioration de la couverture terrestre passe habituellement par la multiplication des engins orbitaux ou par l'amélioration de la résolution des systèmes d'observation [Williams et coll., 2001; Crossley et coll., 1999]. Les constellations de satellites et les satellites intelligents [Lee et Russell, 2006; Lee et coll., 2005] ont, à maintes reprises, été proposés dans la littérature pour diminuer le temps moyen des périodes d'observation et augmenter la superficie des régions terrestres à observer. La propulsion électrique a même déjà été employée dans ce contexte pour la compensation de la traînée aérodynamique des missions de télédétection et d'observation de basses altitudes.

Dans le présent projet de recherche, en permettant une certaine manoeuvrabilité orbitale, la propulsion électrique est utilisée afin d'améliorer les capacités d'observation des satellites pour les missions de télédétection. La télédétection par satellite est habituellement de deux types : la surveillance et la reconnaissance. Ces missions touchent des domaines très différents. La surveillance se définit par l'exploration à grande échelle de la surface terrestre ou de portions importantes de la surface terrestre. Dans ce genre de mission, la durée d'un cycle de surveillance est inversement proportionnelle à la résolution du satellite d'observation. La manoeuvrabilité apportée par l'utilisation d'une propulsion électrique

n'aurait pas assez d'incidence sur la réduction de la période. La couverture planétaire ne serait donc pas améliorée par l'utilisation de cette propulsion. La reconnaissance réduit, quant à elle, son exploration de la surface terrestre à différents sites discrets. Le projet présenté dans ce document s'intéresse davantage aux caractéristiques de ce dernier type de mission. En théorie, une manoeuvrabilité sans limites donnerait à un engin orbital la possibilité de survoler tous les sites d'intérêts à l'intérieur d'une courte période. En utilisant la propulsion électrique, le satellite ne tire avantage que d'une manoeuvrabilité restreinte mais suffisante pour lui permettre d'atteindre des sites à observer plus rapidement qu'en le laissant évoluer sur sa trajectoire naturelle. La capacité d'observation d'un seul engin orbital est ainsi améliorée par l'utilisation de propulseurs électriques.

Bien que la propulsion électrique soit utilisée depuis plusieurs années en aérospatiale, son usage dans l'optimisation de la trajectoire d'un satellite de téléobservation demeure, à ce jour, très peu commun. La situation est semblable en ce qui a trait aux différentes techniques de l'intelligence artificielle et plus particulière pour les algorithmes génétiques. Ces algorithmes évolutifs de recherche ont prouvé leur efficacité dans de nombreux cas d'optimisation. Ils sont souvent utilisés en recherches et leur application est assez répandue dans l'industrie. Dû à leur convergence incertaine vers la solution optimale, les algorithmes génétiques ne sont pas employés fréquemment en aérospatiale. La présente recherche utilise une toute nouvelle approche en intégrant ces algorithmes à l'optimisation de trajectoire de satellite pour le survol de sites terrestres.

1.2 Objectifs

Le présent document aborde le problème de l'optimisation de la trajectoire d'un satellite pour le survol et l'observation d'un ensemble de sites terrestres. Dans ce projet, cela se traduit par la mise au point d'un algorithme optimisant le programme de poussée d'un satellite de télédétection qui tire avantage de propulseurs électriques. Le but du travail de recherche est de minimiser la consommation de carburant nécessaire au satellite pour survoler un ensemble de sites terrestres au cours d'une période donnée.

La planification de la trajectoire optimale de survol d'un satellite passe par la résolution de deux problèmes majeurs : en premier lieu, la sélection adéquate d'un ensemble de points de survol et en second lieu l'interpolation optimale de la course orbitale du satellite liant les différents points de survol. Pour ce qui est de la sélection adéquate des points de survol, le présent projet met à contribution les techniques de l'intelligence artificielle et plus particulièrement les algorithmes génétiques. Le second problème est abordé de façon analytique. L'objectif est de développer une méthode qui se combine facilement à l'algorithme génétique pour lui permettre de traiter le problème d'optimisation de trajectoire.

Il faut, avant toute chose, préciser que l'enjeu de ce projet de recherche n'est pas la conception d'un simulateur de contrôle orbital mais bien la mise en oeuvre d'un algorithme de planification de survol pour un satellite de télédétection et de téléobservation. Il est aussi nécessaire de noter que les trajectoires sont évaluées en considérant un satellite évoluant sur une orbite de faible excentricité. Cette limite n'influence que la qualification des trajectoires produites par l'algorithme d'optimisation. Un système plus complexe et plus réel viendrait ralentir l'exécution sans toutefois ajouter à l'efficacité et à la qualité de l'algorithme de base. En ce qui a trait aux conditions d'utilisation, l'application est développée de façon à planifier une trajectoire d'observation de sites terrestres d'intérêt à partir d'une station au sol. À la différence d'une application embarquée à bord d'un satellite autonome, l'approche préconisée n'aura donc pas à respecter de contraintes strictes de temps ou de matériel. Il est à noter aussi que la rapidité de convergence vers une solution performante sera seulement un objectif secondaire de la méthode de résolution sélectionnée. En ce qui a trait au survol des sites terrestre, l'algorithme développé ne considère que les moments d'observation où le satellite est au zénith.

1.3 Contributions

Malgré la croissance de l'engouement pour la propulsion électrique dans les dernières années, son implication dans le domaine de la téléobservation et de la télédétection demeure encore limitée à ce jour. Une application utilisant la propulsion électrique pour l'optimisation de trajectoire est présentée dans la revue de la littérature [Guelman et Kogan,

2001]. Celle-ci met en oeuvre une technique de discrétisation de l'espace de recherche et une optimisation par méthode de recuit simulé (MRS). Dans ce projet, l'approche de discrétisation de l'ensemble de recherche permis par la propulsion électrique est conservée pour permettre l'optimisation par algorithme génétique (AG). En abordant le problème avec l'AG, le projet de recherche présente une nouvelle approche pour l'optimisation de trajectoire pour des missions de télédétection et de téléobservation.

Les principales contributions de ce travail sont :

1. De déterminer la trajectoire optimale de survol de sites terrestres pour un satellite en utilisant l'AG.
2. De déterminer les mécanismes les plus performants pour l'optimisation par AG de la trajectoire de satellite de téléobservation et de télédétection.
3. D'analyser et d'identifier les différents paramètres (période d'observation, dispositions et répartitions des sites terrestres, etc.) pouvant influencer la qualité de l'optimisation par AG.

1.4 Plan

Le problème de minimisation de la consommation de carburant pour l'observation de sites terrestres par un satellite se divise en deux étapes distinctes : la planification adéquate des temps de passage et la construction d'une trajectoire optimale de survol pour le satellite. La première étape se traduit par la sélection appropriée des moments de survol au cours de la période orbitale. La seconde étape consiste à trouver la trajectoire optimale qui permettra de faire le lien entre les divers points du plan de survol élaboré. Ce document élabore ces étapes de la manière décrite ci-dessous.

Le chapitre 2 explore les techniques tirées de l'intelligence artificielle pouvant être utilisées afin de déterminer la sélection appropriée des points de survol de la trajectoire. La revue de la littérature se concentre surtout sur les avantages et les inconvénients des nombreuses formes que peut prendre l'AG.

Le chapitre 3 se consacre à l'optimisation de la trajectoire de satellite et aux méthodes de téléobservation de la planète. Le but de ce chapitre est de trouver la méthode la mieux adaptée à l'optimisation de trajectoire de satellite par AG.

Le chapitre 4 présente le développement et la conception de l'algorithme d'optimisation de trajectoire d'un satellite. La première partie présente le prétraitement des données pour l'optimisation par AG. La seconde s'attarde aux détails de la réalisation de l'AG. La troisième partie présente quant à elle la méthode sélectionnée pour évaluer et construire la trajectoire optimale d'un satellite.

Le chapitre 5 présente les résultats de chacune des parties de l'algorithme développé aux chapitres précédents. Il aborde, en particulier, l'influence de chacun des mécanismes de l'AG et l'algorithme de recherche locale avec lequel il s'amalgame. Le chapitre se termine par l'évaluation générale de l'algorithme pour ce qui est de l'optimisation de trajectoire.

Le chapitre 6, la conclusion, revient sur le projet de recherche en accordant un intérêt particulier à la contribution apportée et au potentiel futur de travail présenté dans ce document.

CHAPITRE 2

OPTIMISATION PAR INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Il est impossible, pour un système de télédétection ne comportant qu'un seul satellite, de couvrir continuellement la surface entière de la planète. À un moment précis, le satellite ne couvre que la portion de la surface de la planète qu'il survole. La superficie de cette portion observable est déterminée par les caractéristiques des instruments de télédétection utilisés et par la nature de l'orbite sur laquelle il évolue. Ainsi, la bande observable par le satellite est proportionnelle à son altitude et elle est influencée par la qualité et la précision de ses systèmes d'observation. Pour un même instrument, une haute altitude augmente la superficie du territoire couvert mais diminue la résolution de l'observation. Ainsi, pour obtenir une qualité comparable à haute altitude, le satellite doit être muni d'instruments plus puissants, plus perfectionnés et plus coûteux.

En supposant un site d'intérêt donné à la surface de la planète, un satellite sera en mesure de l'observer que selon une conjoncture très précise. Il faut que le site en question, en raison de la rotation de la Terre sur elle-même, croise le plan orbital du satellite à l'endroit même où celui-ci se trouve sur son orbite. Au cours d'une rotation entière de la Terre, ou plus simplement au cours d'un jour complet, ce point traverse théoriquement à deux moments le plan orbital. Pour ces deux possibilités de survol, seul le survol diurne est considéré dans l'exercice d'observation. Ce principe restreint l'observation d'un site d'intérêt à un ensemble discret de possibilités au cours d'une période donnée. Le contrôle de la période orbitale que confère la propulsion électrique peut donc aider le satellite dans ce type de mission de télédétection à atteindre, en augmentant ou diminuant sa vitesse sur son orbite, les points de rencontre des différents sites à observer.

La réduction de la consommation de carburant nécessaire au survol des sites terrestres se fait donc en ordonnant et sélectionnant adéquatement les points discrets, au cours de la période donnée, parmi les ensembles de possibilités propres à chacun des sites. Le présent chapitre permet au lecteur de se familiariser avec les différentes techniques appropriées pour la recherche d'une solution optimisée à un problème possédant un vaste ensemble de solutions. Pour répondre aux objectifs de ce projet de recherche, une attention particulière est portée sur l'algorithme génétique (AG) et ses dérivés. Avant d'aborder les caractéristiques et le fonctionnement de l'AG, le chapitre présente un algorithme de planification d'observation de sites terrestres utilisant la méthode du recuit simulé (MRS). La dernière section propose, quant à elle, différentes approches d'élaboration de trajectoires optimales pour des satellites de télédétection.

2.1 Méthode du recuit simulé

Le développement analytique présenté par Guelman et Kogan [Guelman et Kogan, 2001] traite les données de l'optimisation de trajectoire de manière à faciliter l'adaptation des algorithmes d'optimisation tels l'AG et la MRS. Pour leur part, ces chercheurs ont décomposé le problème d'optimisation en deux parties distinctes. La première permet de trouver un ordonnancement initial des cibles en sélectionnant adéquatement les paires de valeurs de temps de survol et de position orbitale parmi les ensembles discrets déterminés dans l'étape de préparation des données. En partant de ces valeurs initiales, la seconde partie de l'algorithme optimise les temps de survol de chacun des sites terrestres. En utilisant la propulsion électrique pour le contrôle du satellite, il devient possible de déterminer la trajectoire du satellite la plus efficace pour l'observation des sites dans une période donnée. L'algorithme d'optimisation préconisé par les deux chercheurs est la MRS. Cette méthode ordonne de manière optimale les temps de survol de chacun des sites terrestres au cours de la période d'observation. Cet ordonnancement est ensuite utilisé afin de minimiser la consommation de carburant nécessaire aux manoeuvres orbitales. Les prochaines pages présentent les détails du fonctionnement de la MRS [Kirkpatrick et coll., 1983; Russel et Norwig, 2002].

La MRS est semblable à la recherche par escalade (*Hill-Climbing algorithm*) [Russel et Norwig, 2002] ; une stratégie de recherche qui consiste à essayer d'atteindre un but en ne choisissant que les états du système jugés les plus proches de ce but. La MRS représente le problème par un état du système qu'il faut améliorer. À la différence de la recherche par escalade, il est possible en cours d'itération que l'optimisation prenne un pas réduisant la qualité de l'état afin de quitter un minimum local. Le pas peut être assimilé comme un recul dans la recherche par escalade. La figure 2.1 montre le fonctionnement général de la MRS.

La MRS est un algorithme d'optimisation itératif inspiré de la cristallisation des liquides en thermodynamique. Durant la phase de cristallisation d'un liquide, il est parfois nécessaire de réchauffer l'échantillon afin de lui permettre de se sortir d'un état non optimal. Cette méthode mène à des cristaux de très haute qualité. Par analogie dans l'algorithme, la solution optimale est similaire à l'état d'énergie minimale ou à un solide cristallisé ne présentant aucune irrégularité. La simulation de cette technique donne la possibilité d'obtenir un optimum global dans l'espace de recherche d'un problème d'optimisation. La MRS est bien adaptée à la résolution de problèmes non déterministes.

L'état initial de la MRS est habituellement fixé par l'utilisateur et représente l'état courant de l'algorithme. Un paramètre T indiquant la température de l'échantillon est introduit dans l'algorithme. Au moment initial, ce paramètre se voit attribuer une valeur positive qui décroît en fonction du temps de traitement. La solution finale est la solution courante au moment où la valeur du paramètre T sera inférieure à une valeur donnée, souvent zéro.

À chacune des itérations, l'algorithme génère un nouvel état aléatoirement. Tel qu'illustré dans la figure 2.1, celui-ci remplace l'état courant du problème s'il satisfait l'une des deux conditions suivantes :

Condition1 Le nouvel état offre une solution supérieure à celle de l'état courant.

Condition2 Dans le cas contraire, l'état peut être retenu selon une loi de probabilités liée au paramètre de température. Plus élevée est la température, plus la probabilité de choisir cette solution est importante. Ainsi, plus le temps avance et plus il devient

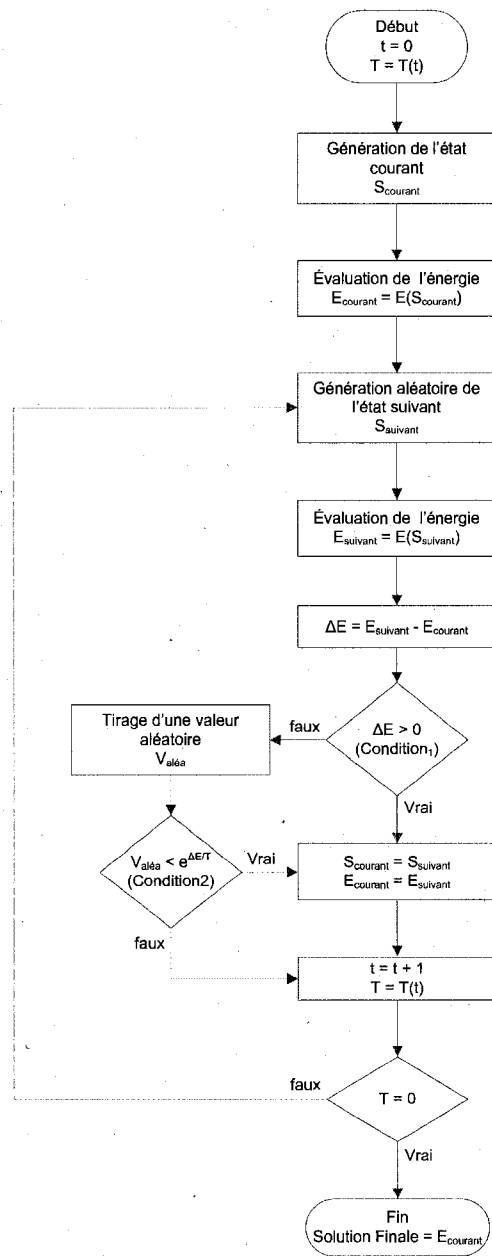


Figure 2.1 Architecture de la recherche par la méthode du recuit simulé

improbable qu'une solution de qualité moindre remplace la solution courante de l'algorithme.

La MRS démontre de bonnes capacités à explorer de façon aléatoire, le voisinage d'une solution dans l'espace de recherche, ce qui fait d'elle un outil de recherche locale rapide et efficace. Il est toutefois moins bien adapté pour une recherche globale. Le fait que la MRS ne traite qu'une seule solution dans son déroulement nuit à ses capacités à effectuer une recherche globale adéquate.

Il est démontré que cet algorithme converge vers la solution optimale si le paramètre de température décroît assez lentement. Cependant, le principe de refroidissement lent peut s'avérer très coûteux en temps, ce qui peut le rendre moins efficace que certains autres algorithmes. Bien qu'il se caractérise par sa facilité et sa rapidité d'implantation, ces avantages le rendent sensible et dépendant de ses paramètres ainsi que de la structure du voisinage de recherche. Cela a pour effet de limiter la robustesse et l'efficacité de l'algorithme dans certaines situations.

Dans [Guelman et Kogan, 2001], la MRS s'est montrée efficace afin de réduire la consommation de carburant nécessaire au satellite lors du survol de sites terrestres. Guelman et Kogan utilisent en préambule un algorithme dans le but de fournir une trajectoire initiale de qualité à la MRS. Ce traitement initial détermine un état de départ relativement efficace en utilisant les ensembles de points de survol calculés au cours de l'étape de préparation des données. Afin de déterminer les états intermédiaires, la MRS réorganise, à travers les itérations, l'ordre des sites à observer en utilisant des éléments de ces ensembles. L'évaluation des états se fait en transposant les points de survol en une série de manoeuvres orbitales. En choisissant adéquatement les points de survol au cours de la période d'observation, l'algorithme résultant optimise la trajectoire du satellite.

2.2 Algorithme génétique simple

Les algorithmes calquant la théorie de l'évolution de Darwin ont vu le jour au cours des années 1960 dans les travaux de John Holland. Les premiers aboutissements de ces travaux

ont été publiés en 1975 [Holland, 1975]. L'AG, développé et précisé en majeure partie par Goldberg [Goldberg, 1989], est une application informatique de recherche stochastique. Cet algorithme utilise les mécanismes de génétique et de sélection naturelle dans le but de découvrir le design le plus performant de l'espace de décision d'une problématique donnée.

Le problème à optimiser par AG doit, en premier lieu, être encodé dans un chromosome ou une structure chaînée. Ce chromosome, se nommant aussi individu, est à la base de l'algorithme. Il représente un design ou une solution plus ou moins efficace au problème traité. Chacun des chromosomes se compose d'une série de valeurs numériques pouvant être identifiées comme des gènes. Ces gènes représentent les différents paramètres significatifs de la solution désirée. Comme pour ce qui est de l'état de la MRS, l'individu de l'AG symbolise un élément de l'espace de solutions possibles au problème.

L'AG s'appuie sur des notions d'apprentissage collectif à l'intérieur d'une population d'individus. La population, correspondant à l'itération de l'algorithme (génération), évolue au cours du temps par des mécanismes aléatoires tels la sélection, le croisement et la mutation. Pour former une nouvelle population ou en arriver à une nouvelle génération de l'algorithme, les processus de sélection favorisent les chromosomes répondant plus efficacement à la solution du problème plutôt que les chromosomes moins bien adaptés. Le croisement ou l'étape de reproduction, combine, à la manière de la reproduction sexuée, le bagage génétique des individus sélectionnés pour former de nouveaux individus. La mutation est un mécanisme qui modifie certains gènes aléatoirement dans l'information génétique des chromosomes. Une population de chromosomes générés aléatoirement détermine l'état initial de l'algorithme. Les mécanismes de sélection, de croisement et de mutation se répètent à chacune des générations jusqu'à ce qu'une condition d'arrêt mette fin à l'évolution. Cette condition d'arrêt se représente habituellement comme un temps d'exécution maximum, un nombre limité de générations ou bien une mesure du niveau d'efficacité des solutions. La figure 2.2 montre le fonctionnement d'un algorithme génétique simple.

Afin de mieux comprendre l'application et le comportement de l'AG, la présente section fera référence au problème du voyageur de commerce (PVC); un problème courant et typique en recherche pour l'évaluation de la qualité des AG. Le but de ce problème est

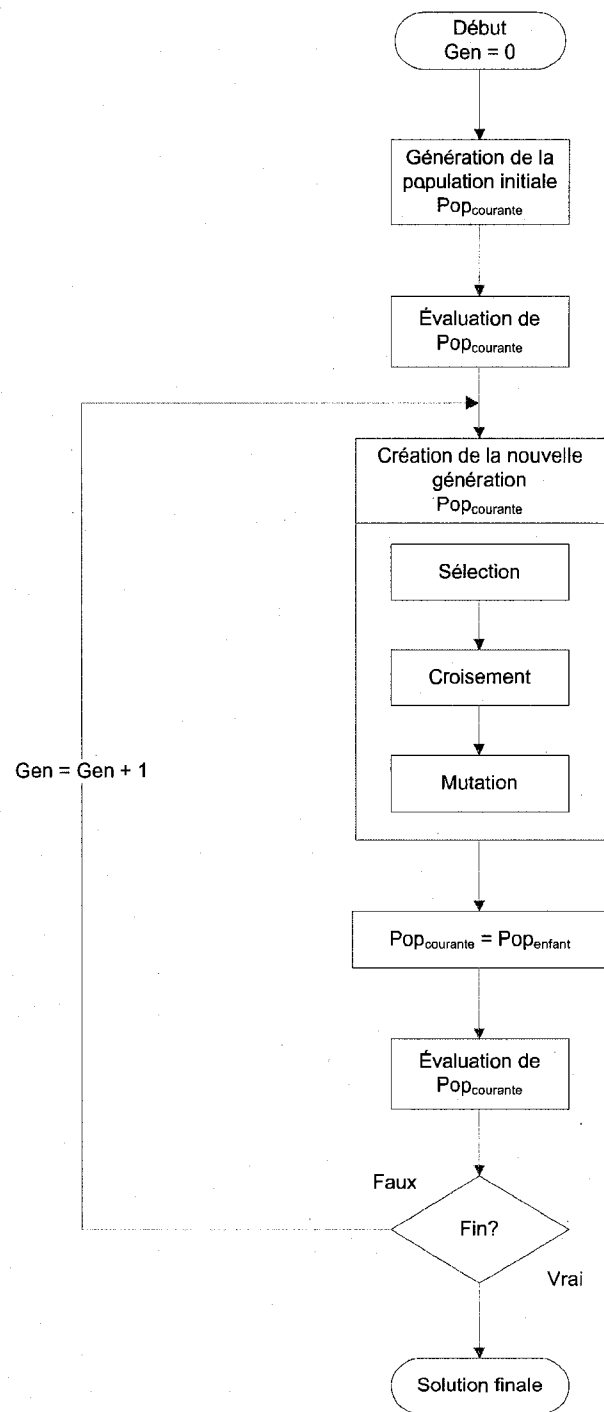


Figure 2.2 Architecture de l'algorithme génétique simple

de déterminer le trajet le plus court passant par N villes prédéterminées. L'individu est représenté sous la forme d'un vecteur de valeurs correspondant à l'ordre de visite des villes. Chacun des gènes identifie une ville et réfère à une coordonnée géographique. Les sections qui suivent élaborent le fonctionnement et l'influence de chacun des mécanismes de l'AG sur la solution obtenue. Les sous-sections qui suivent explorent le fonctionnement des composantes importantes des AG.

2.2.1 Fonction d'évaluation

La fonction d'évaluation, aussi appelée fonction de performance, exprime les objectifs de l'algorithme. Elle est particulière à chaque problème traité. Cette fonction détermine l'aptitude de chacun des individus à résoudre le problème à optimiser. Pour ce faire, elle décode l'information génétique d'un chromosome et caractérise celui-ci en lui attribuant une valeur de performance conforme aux objectifs et aux contraintes du problème. Il est donc important de la choisir adéquatement, car elle est à la base du mécanisme responsable de la conservation des individus bien adaptés et de l'élimination progressive des individus peu performants. De plus, par rapport à d'autres métaheuristiques, les AG nécessitent une charge considérable de calculs, en particulier au niveau de la fonction d'évaluation. En raison de sa fréquente utilisation, il est souhaitable d'implémenter une fonction rapide et efficace en ce qui concerne la quantité de calculs.

Dans le cas du PVC, la fonction de performance évalue la distance à parcourir pour passer par les villes dans l'ordre donné par le chromosome.

2.2.2 Sélection

Cet opérateur sert à désigner les chromosomes aptes à se reproduire donc les chromosomes responsables de la création de la nouvelle génération. Pour ce faire, cette étape du déroulement de l'AG attribue une probabilité de sélection pour la reproduction à chacun des individus. La probabilité de sélection d'un individu est proportionnelle à son évaluation par rapport à la population. Plus celui-ci se démarque par rapport aux individus, plus

sa probabilité de sélection sera grande. À la suite des calculs de probabilité, les individus sont sélectionnés aléatoirement par paires afin de former les couples qui se reproduiront.

Ce procédé stochastique favorise les individus performants pour la création de la nouvelle génération. Les chromosomes non sélectionnés n'auront pas la chance de voir leurs bagages génétiques se transmettre aux descendants. En oeuvrant ainsi à chaque génération, l'opération de sélection améliore la performance d'ensemble de la population.

Une des techniques les plus répandues pour effectuer la sélection est la méthode de la roulette ou roue de la fortune [Goldberg, 1989]. Cette technique peut se décrire comme l'attribution, à chacun des chromosomes, d'une part de l'ensemble d'une roue de loterie. La dimension de la part de chacun est proportionnelle à sa valeur de performance. La sélection s'effectue alors en tournant la roue et en choisissant comme parent l'individu sur lequel elle s'immobilise.

Cette méthode peut engendrer certains problèmes de convergence lors des premières générations. Un chromosome nettement supérieur aux autres, parfois nommé *super chromosome*, peut engendrer une saturation de l'algorithme en propageant ses gènes à une grande partie de la population enfant. Cette saturation rapide de l'AG mène souvent à un état non optimal et l'empêche d'évoluer vers une solution de meilleure qualité. Cette situation s'observe dans le diagramme de gauche de la figure 2.3.

La sélection par roulette peut aussi produire le problème inverse lors des dernières générations de l'exécution. Comme le montre le diagramme de droite de la figure 2.3, ces populations d'individus présentent habituellement des individus ayant de faibles différences de qualité. Ainsi, le meilleur individu voit ses probabilités de sélection grandement réduites, car elles sont dépendantes des probabilités attribuées aux autres individus de la même génération.

La sélection à taux fixe [Shahin et Salem, 2004] est une méthode aidant à pallier aux problèmes du *super chromosome* et de similarité des individus. Cet algorithme simplifie l'attribution des valeurs de sélection des individus en assignant la valeur de 1 à l'individu présentant la trajectoire la moins performante et la valeur de N à l'individu le plus per-

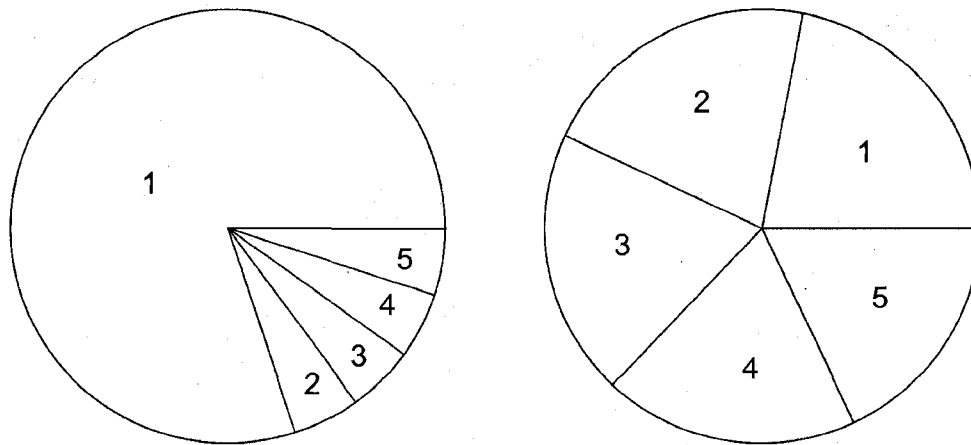


Figure 2.3 Exemples de probabilités de sélection par roulette dans le cas d'un super chromosome (à gauche) et d'une population d'individus semblables (à droite)

formant de la génération. Comme pour la roulette, cette technique calcule par la suite la somme des probabilités attribuées aux individus. La sélection s'effectue ensuite aléatoirement par rapport à ces valeurs de probabilité. Le diagramme de la figure 2.4 montre la distribution des probabilités de sélection à taux fixe pour une génération de cinq individus.

La sélection à taux fixe a pour effet de diminuer l'influence des supers chromosomes lors de l'étape de sélection. L'AG évite ainsi les états de stagnation qu'engendrent les optimums locaux dans l'espace de recherche. Cette méthode de sélection a cependant le désavantage évident de ne pas concéder à un individu, une probabilité proportionnelle à sa qualité par rapport aux autres dans le cas où tous ces individus possèdent une évaluation de qualité très différente entre eux. Cette méthode pourrait ainsi ralentir la convergence vers la solution optimale parce que les individus performants n'ont pas assez d'influence sur leurs descendants. Par contre, dans le cas des générations où les chromosomes sont de qualités similaires, la normalisation linéaire des probabilités de sélection avantage les meilleurs individus en augmentant leurs chances de passer leur bagage génétique aux descendants.

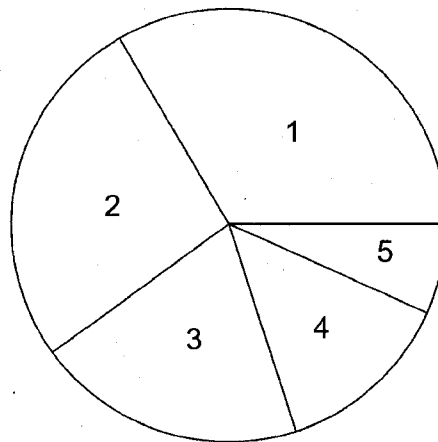


Figure 2.4 Diagramme de probabilité de sélection à taux fixe pour une population de 5 individus

2.2.3 Croisement

Plusieurs chercheurs tels [Goldberg, 1989; Shahin et Salem, 2004] considèrent cette étape comme la plus importante de la résolution par AG. L'opérateur de croisement des chromosomes est le principal responsable de l'apprentissage collectif de l'algorithme à travers les itérations. Il agit sur les chromosomes en recombinant leurs gènes, ce qui permet la transmission du bagage génétique performant aux descendants. Essentiellement, le croisement, aussi nommé reproduction ou recombinaison, consiste à générer deux nouveaux chromosomes en recombinant l'information génétique de deux individus parents. En permettant le maintien de la diversité génétique, cette importante opération confère à l'AG de bonnes capacités à effectuer des recherches globales dans l'espace de solutions d'un problème donné.

Il existe plusieurs méthodes pour effectuer la recombinaison génétique. Une de ces méthodes appelée croisement simple effectue une recombinaison en croisant les deux chaînes des chromosomes parents à partir d'un gène en particulier choisi aléatoirement. Pour apporter une plus grande diversité génétique, Goldberg présente dans son ouvrage [Goldberg, 1989] le croisement multipoints (PMX). Cette méthode subdivise la chaîne de gène

du chromosome des parents en deux ou plusieurs parties. Les nouveaux regroupements de gènes sont alors recombines en alternance pour former deux nouveaux chromosomes. Généralement, cette procédure entraîne une augmentation de la qualité d'adaptation de la population enfant. Dans le cas du PVC, le mécanisme de croisement conserve, à l'intérieur des portions de chromosomes, les liens performants entre les villes pour ainsi former de meilleurs individus enfants.

La méthode de croisement à taux fixe [Shahin et Salem, 2004] possède l'avantage d'être beaucoup plus simple à mettre en oeuvre. Concrètement, cette méthode utilise un masque binaire de la même longueur que le chromosome. Pour une valeur de 1 à la n -ième position du masque, les chaînes échangent les gènes correspondants. Généralement, les valeurs du masque binaire sont tirées aléatoirement avec une probabilité de 0.5, ne privilégiant ainsi aucun des deux parents.

Il y a plusieurs avantages à utiliser ce type de croisement entre les chromosomes. Le premier est qu'il permet une grande diversité génétique par le fait que deux parents ne génèrent qu'un seul enfant. Il est donc nécessaire de sélectionner deux fois plus de couples que le PMX pour former une nouvelle génération. En donnant la possibilité à deux mêmes chromosomes parents de générer une multitude d'enfants génétiquement distincts, cet opérateur évite le problème de stagnation de l'AG, ce qui est le problème du PMX après plusieurs générations.

2.2.4 Mutation

Comme dans le cas des populations naturelles, des mutations peuvent survenir et modifier le bagage génétique de certains individus. Afin de simuler ce mécanisme naturel, une fonctionnalité similaire est intégrée à l'AG. À certains moments, déterminés aléatoirement selon un taux d'occurrence précis, un gène est modifié au sein d'un chromosome. Cette action a comme effet la diversification du matériel génétique de la population.

En pratique, cette opération introduit dans la population observée de nouveaux gènes élargissant ainsi l'espace de recherche de l'algorithme génétique. De cette manière, les chances

de tendre vers la solution optimale augmentent. De plus, ce mécanisme permet d'éviter la convergence de l'algorithme vers un optimum local, un problème parfois rencontré par l'algorithme génétique.

2.2.5 Élitisme

Malgré le fait que les techniques de sélection favorisent les individus les plus performants, il peut arriver que le meilleur individu d'une génération ne puisse propager son information génétique aux descendants. Pour contrer ce phénomène, une stratégie élitiste assure la transmission du patrimoine génétique des chromosomes les mieux adaptés d'une population. Cette stratégie se met en oeuvre en clonant les meilleurs chromosomes d'une population dans la nouvelle génération. L'algorithme s'assure ainsi de conserver la meilleure solution au problème donné même si celle-ci est générée dès les premières itérations du traitement.

2.2.6 Avantages et inconvénients de l'AG

Malgré la complexité que peut engendrer sa mise en oeuvre, l'AG comporte plusieurs avantages. Le principal avantage provient du fait que cet algorithme permet une optimisation globale du problème. En effet, le traitement en parallèle d'un ensemble de solutions augmente les chances de converger vers un optimum global. De plus, l'utilisation de mécanismes aléatoires tout au cours du déroulement de l'algorithme contribue à ne pas restreindre la recherche. Un autre point important à considérer est que, contrairement aux techniques d'optimisation traditionnelles, l'AG peut s'appliquer aux problèmes présentant des espaces de recherche discrets. Il sera montré plus tard que le problème d'optimisation de trajectoire nécessite une approche discrète.

L'AG a été utilisé à nombreuses reprises dans le cadre de problèmes d'optimisation, tels que le problème classique du voyageur de commerce et ses dérivés. Il gagne maintenant de nouveaux champs de recherche comme l'aérospatiale. Dans ce cadre, il est entre autres utilisé pour l'optimisation de trajectoire à l'aide de propulsion à faible poussée [Lee et Rus-

sell, 2006; Lee et coll., 2005; Dewell et Menon, 1999] et pour déterminer les constellations de satellites performantes pour améliorer la couverture de la planète.

2.3 Algorithme génétique parallèle

L'une des techniques les plus utilisées pour l'amélioration de l'AG consiste à effectuer son traitement en parallèle. La caractéristique principale de cette forme d'AG consiste à morceler la tâche de traitement afin de permettre l'évolution simultanée de l'AG sur différents processeurs. L'objectif est de réduire le temps de traitement d'un problème et d'améliorer la recherche de la solution optimale. Les recherches des dernières années ont fait grandement avancer le sujet des AG en parallèle, elles se sont principalement orientées dans ces trois champs :

Population simple maître/esclave Cette dérivation, aussi nommée algorithme génétique parallèle global, est une généralisation du traitement de l'AG simple. L'optimisation n'utilise qu'une seule population sur le processeur maître. Celui-ci se charge de distribuer et de coordonner la tâche d'évaluation des individus avec les autres processeurs à sa disposition.

Population simple avec petits amas Ce type d'AG parallèle repose sur un concept différent. Cette méthode utilise une population structurée qui règlemente et contraint l'appariement des individus entre eux. Ainsi, le croisement ne se produit qu'à l'intérieur d'un nombre restreint d'individus, aussi appelé amas ou voisinage. Un mécanisme sophistiqué d'échange d'individus entre les différents amas permet d'influencer la population entière. Dans ce cas particulier, chacun des amas peut être traité par un processeur.

Populations multiples Cette approche est la plus connue et la plus utilisée des trois présentées dans ce document. Elle consiste à faire évoluer plusieurs populations de manière plus ou moins indépendante. L'évolution en parallèle des multiples populations permet d'obtenir finalement une solution optimisée dans chacun des groupes. Pour uniformiser la solution tout en analysant un espace de solutions plus impor-

tant, des échanges d'individus entre les populations sont effectués. Ces échanges sont appelés migrations.

Récemment, les recherches au sujet des AG parallèles ont suscité beaucoup d'intérêt particulièrement pour les techniques mettant en oeuvre les populations multiples. Malgré ces recherches, cette technique demeure encore bien méconnue. En effet, les différents paramètres qui caractérisent cette méthode (taux de migration entre les amas, intervalle des échanges, topologie des amas, etc.) la rendent beaucoup plus complexe à implémenter que la version classique de l'AG. Il faut cependant noter que même si peu de travaux théoriques ont été publiés sur le sujet, l'AG parallèle demeure une solution prometteuse. Certaines applications pratiques ont montré les bonnes performances de cette méthode surtout en ce qui a trait au temps de traitement pour des problèmes de recherches très complexes. Quelques chercheurs ont aussi appliqué avec succès l'AG parallèle à des problèmes tels le partitionnement des graphes et la synthèse de circuits VLSI [Lienig, 1997]. D'après Cantù-Paz [Cantù-Paz, 1997], les résultats obtenus de ces applications étaient relativement satisfaisants. Une meilleure compréhension de l'influence des paramètres liés à la migration des individus et à la topologie des amas aurait pu mener à des résultats beaucoup plus convaincants. Selon Cantù-Paz, les recherches théoriques des prochaines années aideront à mieux comprendre cette méthode. Il sera ainsi plus facile d'évaluer ces performances et son efficacité dans diverses applications.

2.4 Algorithme génétique multiobjectifs

Une autre forme commune de l'AG est celle qui consiste à trouver la solution menant au meilleur compromis entre divers objectifs à atteindre. Le problème d'optimisation de la trajectoire a comme objectif de déterminer le plan de survols de sites terrestres le plus efficace pour une période donnée en ce qui a trait à la consommation de carburant. Dans certaines conditions, il pourrait s'avérer intéressant de trouver le meilleur compromis entre la qualité de la trajectoire et la durée de la période d'observation. Bien entendu, pour un ordre donné de survols de sites, la réduction de la période d'observation entraîne directement en une augmentation de la consommation de carburant. Dans ce projet, en supposant

un contexte de ré-observation des sites, la réduction de la période signifierait aussi la réduction du temps moyen de revisite des sites à survoler. Plusieurs modifications à l'AG classique ont été développées pour répondre aux besoins particuliers des problèmes comportant plusieurs objectifs. Les prochaines sous-sections présentent quelques techniques utilisées pour appliquer les AG multiobjectifs.

2.4.1 Approche simple

Il y a différentes manières d'aborder un problème multiobjectif. Une façon simple est de traiter chacun des objectifs avec une fonction d'évaluation différente. La valeur de la qualité d'adaptation d'un individu au problème donné provient donc de la somme des résultats de l'ensemble des fonctions d'évaluation. Il est aussi possible de pondérer l'importance relative des objectifs en assignant un poids à chacun d'eux. Pour la résolution de problèmes multiobjectifs, cette approche possède l'avantage principal d'être facile à appliquer. Bien que cette approche soit simple à mettre en oeuvre, il devient parfois difficile d'établir le meilleur compromis entre les divers objectifs pour l'évaluation d'un individu.

2.4.2 Approche de Pareto

Contrairement à l'approche simple, les approches de Pareto ont l'avantage de fournir un ensemble de solutions aux problèmes multiobjectifs. Cet ensemble est constitué de toutes les solutions ne montrant que les meilleurs compromis entre les divers objectifs. Dans le contexte d'un problème traitant deux objectifs (A et B), une solution, définie comme non dominée, signifie qu'aucune autre solution de cet ensemble ne montre une valeur de B supérieure pour une valeur de A donnée. L'ensemble de ces solutions forme le front de Pareto.

Le tournoi à plusieurs branches [Williams et coll., 2001; Crossley et coll., 1999] constitue une approche simple pour en arriver à composer avec plusieurs objectifs. Cette variante de l'AG simple nécessite des modifications à l'étape de sélection et d'évaluation des performances. En reprenant l'exemple du problème à doubles objectifs, cette technique classe les

individus selon leur qualité à répondre à l'objectif A. Les individus sont ensuite séparés aléatoirement en paires. La plus performante de chacune des paires est conservée pour former la prochaine génération. La technique répète le même stratagème en considérant l'objectif B. Cette seconde passe permet de compléter la sélection de parents servant à la génération des nouveaux descendants. Les couples de parents sont alors choisis aléatoirement comme dans la forme classique de l'AG. De cette manière, un chromosome répondant bien aux deux objectifs peut se retrouver deux fois dans la population servant au croisement.

Le tournoi à deux branches est appliqué avec succès dans le but d'obtenir le compromis entre le temps maximum et le temps moyen de revisite d'une cible à observer [Williams et coll., 2001]. L'avantage de cette méthode est qu'une seule exécution de l'AG génère un ensemble optimal de Pareto. Il est ainsi facile d'analyser les solutions possibles et de déterminer le meilleur compromis entre les différents objectifs. Cet avantage ne se retrouve pas dans la méthode de sommation des résultats de performance ou dans les méthodes traditionnelles. Dans l'article présenté par Williams et coll. [Williams et coll., 2001], les auteurs concluent que l'AG impliquant le tournoi à deux branches obtient des solutions supérieures aux solutions données par des techniques traditionnelles à multiobjectifs.

Crossley et coll. [Crossley et coll., 1999] tirent sensiblement les mêmes conclusions de leurs expériences avec l'approche de Pareto. Leurs travaux montrent les résultats de l'utilisation de cette approche pour résoudre des problèmes multiobjectifs classiques. Ils comparent les résultats de leurs travaux aux résultats optimaux déjà publiés. La méthode du tournoi à deux branches dans ces cas précis n'obtient pas d'aussi bons résultats que ceux démontrés par l'algorithme génétique simple. Selon les auteurs, des techniques d'amélioration de l'algorithme comme l'élitisme et le traitement en amas pourraient pallier certaines imperfections de l'approche à objectifs multiples.

D'autres approches dites de Pareto ont aussi été développées en s'inspirant des mécanismes évolutifs de l'AG. Ces méthodes utilisent l'attribution d'un rang pour déterminer plus efficacement le niveau de performance ainsi que les probabilités de sélection pour le croisement des chromosomes. Fonseca et Flemming [Fonseca et Fleming, 1998a; Fon-

seca et Fleming, 1998b] proposent un type d'approche que les auteurs considèrent mieux adaptée pour l'évolution des designs non dominés de l'ensemble optimal de Pareto. Cette méthode consiste en premier lieu à accorder un rang aux individus selon les buts, objectifs et priorités du problème traité. L'algorithme utilise par la suite ces valeurs de rang afin d'obtenir le niveau de performance des individus. En plus de considérer son rang, le mécanisme d'évaluation des performances prend aussi en considération l'entourage de l'individu. Ainsi, deux individus comportant des similarités génétiques se nuiront mutuellement lors de l'assignation du niveau d'adaptation. Cette dernière caractéristique a pour but de favoriser la diversification génétique dans le processus de reproduction.

L'étape de croisement essaie d'intégrer le fait que deux individus trop différents sont moins prédisposés à générer une descendance bien adaptée. Cette prédisposition ralentissant le développement des algorithmes est particulièrement évidente lors de la reproduction de deux chromosomes représentant des solutions non dominées de Pareto. Pour ce faire, l'algorithme tente de coupler les individus relativement semblables dans le processus de sélection. Dans le cas où ce n'est pas possible, la sélection s'effectue aléatoirement.

2.5 Algorithme génétique compact

En présentant des techniques de traitement parallèle et multiobjectifs, il a été démontré que l'AG pouvait aisément s'adapter à différents environnements et problèmes. Il en existe une version qu'il est intéressant d'analyser ; il s'agit de l'AG compact.

Harik et coll. [Harik et coll., 1999] expliquent que cette technique n'utilise pas une population, mais simule plutôt celle-ci pour obtenir des résultats semblables à ceux de l'AG classique. Afin de simuler la population, cet algorithme utilise un vecteur de valeurs de probabilités. Chaque valeur présente dans ce vecteur indique la proportion des individus d'une population possédant un 0 ou 1 à l'allèle correspondant. Ces probabilités servent à la création de nouveaux individus et celles-ci sont modifiées en fonction de la performance des individus.

À l'état initial, toutes les valeurs probabilités du vecteur sont fixées à 0.5. Le vecteur possède ces valeurs dans le but de simuler la génération aléatoire de la population initiale. Afin de représenter une population de n individus, l'algorithme modifie la probabilité d'occurrence d'un allèle par la valeur $1/n$. Le principal avantage de l'algorithme compact est qu'il n'utilise que $l \cdot \log_2 n$ chiffres binaires contrairement à version classique de l'algorithme génétique qui en nécessite $l \cdot n$. Il est donc possible, avec la version compacte, de traiter des populations beaucoup plus importantes sans toutefois augmenter significativement l'espace mémoire nécessaire à son traitement. La seule différence créée par le traitement de populations plus grandes provient de la convergence moins rapide de l'algorithme, car un plus grand nombre de calculs sont requis afin d'en arriver à un vecteur de valeurs ne comportant que des 0 et des 1. Cette version tire donc son avantage lors de l'optimisation de problèmes dans des environnements soumis à des restrictions d'espace mémoire.

Il est montré, sous certaines conditions, que la version compacte et la version classique de l'AG sont sensiblement équivalentes en matière de qualité de solution et de nombres d'opérations d'évaluation nécessaires. Cependant, pour des problèmes non linéaires, l'AG compact est à déconseiller. En raison de ce léger handicap par rapport à l'AG simple, Harik et coll. [Harik et coll., 1999] concluent que cette méthode devrait être utilisée seulement dans le but d'évaluer la complexité d'un problème.

Harik et coll. [Harik et coll., 1999] montrent les résultats de l'application de cette technique au PVC. Les auteurs appliquent l'AG compact dans un environnement parallèle afin d'approfondir l'espace de recherche et de découvrir les optimums globaux. Ils raffinent par la suite leurs résultats en appliquant des algorithmes de recherche locale. Dans l'article, les auteurs en arrivent à de très bons résultats en les comparant aux résultats obtenus par les mêmes algorithmes utilisés de manière séquentielle.

2.6 Algorithmes génétiques hybrides

Ces dernières années, des chercheurs ont mis au point de nouvelles techniques de résolution de problèmes en combinant les AG à divers autres algorithmes d'optimisation. Le but de

ces expériences est de pallier les faiblesses respectives de chacune des méthodes. Cette dernière section présente quelques méthodes hybrides ayant prouvé leur efficacité pour des applications comme le PVC.

Dans son survol de la littérature, Cantù-Paz [Cantù-Paz, 1997] discute de méthodes hybrides combinant les différents types d'AG parallèles. Cette combinaison s'effectue sur plusieurs niveaux et l'auteur les nomme AG parallèles hiérarchisés.

Première combinaison Cette combinaison comprend un AG à populations multiples.

Chacune des populations sous-jacentes est traitée par un algorithme génétique parallèle à petits amas.

Deuxième combinaison Cette combinaison propose une structure semblable à la première combinaison à la différence près que les différentes populations sont traitées par des algorithmes génétiques parallèles de type maître/esclave.

Troisième combinaison Cette dernière combinaison présentée par l'auteur comprend des AG aux deux niveaux de populations. Le niveau le plus bas utilise un taux de migration plus élevé.

Il en est de même avec le travail de Baraglia et coll. [Baraglia et coll., 2001]. Ils utilisent l'algorithme génétique compact en parallèle afin d'effectuer une recherche globale de l'espace de solutions. Cette recherche fait ressortir les principaux optimums du problème. Par la suite, une heuristique de recherche locale est utilisée afin d'optimiser les solutions trouvées par la recherche globale. Cette dernière méthode est appliquée au PVC. Il a été observé que cette méthode permet d'obtenir de meilleurs résultats qu'avec les méthodes séquentielles habituelles. Il est à noter qu'un moins grand nombre de générations étaient nécessaires pour arriver à ces résultats.

Un autre exemple de méthodes hybrides est la méthode du recuit simulé génétique [Chen et coll., 1998]. Cet algorithme combine la capacité de recombinaison de l'AG et les performances de recherche de la méthode du recuit simulé. Cette méthode a déjà prouvé son efficacité dans plusieurs applications et le prouve encore dans cet article en obtenant de très bons résultats pour le PVC.

Une forme fréquente d'hybridation présente la caractéristique d'amalgamer une heuristique de recherche locale à un des opérateurs de l'algorithme génétique. Cette forme d'hybridation de l'AG se nomme algorithme mémétique [Radcliffe et Surry, 1994]. Les algorithmes mémétiques ont été appliqués avec succès à de multiples problèmes incluant l'ordonnancement d'horaires (*time-table scheduling*) et la création de trajectoire d'engins spatiaux [Hartmann, 1999]. Pour certains problèmes particuliers, l'application de cette forme d'algorithme démontre de meilleurs résultats que l'AG simple.

CHAPITRE 3

OPTIMISATION DE LA TRAJECTOIRE ORBITALE

Tel qu'introduit, l'optimisation de trajectoires de satellites pour le survol de différents sites terrestres pose deux problèmes majeurs : la sélection adéquate et ordonnée des points discrets de survols, et l'élaboration de la trajectoire optimale réunissant chacun de ces points dans l'ordre et aux moments donnés par la solution du premier problème. Les techniques de l'intelligence artificielle exposées dans le chapitre 2 répondent au problème de la recherche de l'ordonnancement optimal des sites terrestres. Le présent chapitre traite quant à lui des méthodes de mise au point de la trajectoire optimale liant les points discrets de survols sélectionnées.

Pour un jour donné au cours de la période d'observation, le satellite ne possède qu'une seule occasion de survoler un site terrestre d'intérêt. Cette occasion n'est possible qu'à un moment et endroit précis sur l'orbite. Pour en arriver à ce point précis, le satellite doit habituellement modifier sa course orbitale en augmentant ou en diminuant sa vitesse. La propulsion électrique apporte au satellite la capacité de modifier sa vitesse orbitale. Dans un système orbital, la variation de la vitesse du satellite se traduit aussi par une modification de l'altitude de l'orbite. Pour les besoins de l'exercice, il est important de noter que ces transferts orbitaux n'influencent en aucun moment l'inclinaison du plan de révolution du satellite. L'objectif de ce chapitre est donc de montrer les différentes techniques utilisées pour la planification d'une trajectoire orbitale optimale considérant les transferts nécessaires pour le survol d'une série de sites terrestres d'intérêt.

Une fois la sélection des temps de passage et des positions orbitales (argument de latitude) des sites à survoler terminée, il est nécessaire de définir une trajectoire optimale reliant ces différents points. Cette optimisation est rendue possible par l'exploitation de la propulsion

électrique. Il est à remarquer qu'il existe différentes trajectoires permettant l'observation des sites aux jours déterminés. La trajectoire finale doit donc décrire la course du satellite minimisant la consommation de carburant tout au long de la période d'observation. Les sections suivantes explorent les différentes approches pouvant être combinées à l'optimisation du plan de survol orbital d'un satellite par AG.

3.1 Méthodes de commande optimale

L'arrivée de la propulsion électrique a changé les pratiques de contrôle et de commande des systèmes orbitaux et extraorbitaux. La dynamique des systèmes qui ne réagissaient qu'aux fortes impulsions des propulseurs chimiques doit maintenant composer avec la complexité des faibles poussées continues des propulsions électriques. De précédents travaux au sujet de l'optimisation des transferts orbitaux ont mené à des lois de commande pour des systèmes comportant des propulsions constantes et de faibles amplitudes. Plusieurs problèmes ont été abordés dans ces travaux ; il faut noter, entre autres, les transferts optimaux d'une orbite terrestre basse (LEO) à une orbite géostationnaire (GEO) et le problème à N-corps.

Lee et coll. [Lee et coll., 2005; Lee et Russell, 2006] présentent un système de commande se basant sur les lois de stabilité de Lyapunov. Les équations de Lyapunov sont souvent appliquées dans ces systèmes, surtout en ce qui a trait à l'analyse de leur stabilité. La solution présentée par Lee et coll. évalue la consommation d'une trajectoire orbitale utilisant la propulsion électrique en optimisant les paramètres orbitaux du transfert effectué par le satellite. Dans ce système, les éléments orbitaux de départ et d'arrivée ainsi que les équations dynamiques de mouvement de l'engin spatial sont pris en considération pour fournir une fonction d'évaluation du coût en énergie de la manoeuvre orbitale. L'optimisation de la consommation de carburant s'établit en optimisant l'amplitude et la direction de la poussée au cours du transfert orbital dans le but d'atteindre avec le plus de précision possible l'état final de la manoeuvre. L'optimisation est effectuée en déterminant les paramètres de transfert avec un algorithme génétique multiobjectifs. Ils peuvent ainsi trouver la courbe de Pareto montrant la relation optimale entre le coût en carburant et

le temps de la manoeuvre. Pour une manoeuvre faisant passer un satellite d'une LEO à une GEO, les auteurs obtiennent une série de transferts intermédiaires qui rendent cette manoeuvre optimale.

Des systèmes de commande plus complexes [Whiting, 2004] offrent des résultats similaires en ce qui a trait aux transferts d'orbites. Ces derniers considèrent des facteurs comme la combinaison des propulseurs (chimiques et électriques) et l'arrêt des propulseurs électriques lors d'éclipse pour en arriver à optimiser la trajectoire de l'engin orbital lors de manoeuvres. Des systèmes de commande sont aussi utilisés afin de construire des plans de propulsion très précis quant au moment, à la durée, à l'amplitude et à la direction de la propulsion afin d'optimiser des manoeuvres orbitales [Whiting, 2004].

3.2 Méthode théorique par splines cubiques

La méthode d'optimisation de trajectoire de Guelman et Kogan [Guelman et Kogan, 2001] tire avantage des splines cubiques pour en arriver à mettre en oeuvre un programme de propulsion respectant les points de survols imposés par la phase de planification.

Pour en arriver à cette solution, Guelman et Kogan analysent les équations de mouvement du satellite. L'analyse approfondie de ces équations mène, en premier lieu, à trouver le critère de performance d'une trajectoire quelconque. Ils prouvent que ce critère de performance est directement lié à l'accélération orbitale du satellite. Ainsi, une trajectoire comportant de nombreux changements de vitesse se traduirait par une trajectoire très coûteuse en carburant et peu performante. À l'inverse, la trajectoire optimale est celle qui survole l'ensemble des sites à observer au cours de la période sans toutefois nécessiter de modification à la vitesse initiale du satellite.

Le but de l'algorithme d'optimisation de la trajectoire est donc de minimiser ce critère de performance. Pour ce faire, les auteurs considèrent les splines cubiques. Les splines construisent une trajectoire par un ensemble de fonctions joignant les divers points proposés par l'algorithme de planification des survols. Les équations joignant ces points donnent la position du satellite sur son orbite en fonction du temps. Par le fait même, il est possible

d'en extraire les équations donnant l'accélération orbitale du satellite en tout temps au cours de la période. Ces équations sont ensuite utilisées par les auteurs afin de calculer le critère d'évaluation du plan de survols provenant de l'algorithme d'optimisation, en l'occurrence la MRS.

La difficulté de calculer l'accélération du satellite au cours de sa trajectoire provient de la nature même des splines. Les équations des splines sont interdépendantes jusqu'à un certain point les unes des autres. Le changement de la valeur d'un point orbital dans la trajectoire provoquera la modification du comportement du satellite au cours des intervalles entre les points suivants de la trajectoire. Comme chaque intervalle se définit par sa propre équation de mouvement, l'accélération orbitale du satellite se calcule par la résolution d'un système d'équations. Cette résolution matricielle est réalisable, car les bornes du système sont connues.

La résolution du système d'équations donne d'abord le programme d'accélération le plus performant respectant le plan de survol donné en entrée. La performance du programme est ensuite évaluée en l'appliquant au critère trouvé par les auteurs.

CHAPITRE 4

RÉALISATION

4.1 Description générale de l'algorithme

4.1.1 Contexte et limitations du projet

L'algorithme d'optimisation de la propulsion de satellites (OPS1) développé dans ce projet élabore un plan de survols optimisé pour un satellite en orbite autour de la Terre. La planification effectuée permet au satellite de survoler un ensemble de sites terrestres au cours d'une période donnée. L'algorithme ordonne le survol des sites au cours de la période afin de minimiser les variations à la trajectoire et à la vitesse initiale du satellite. En minimisant ces variations, l'algorithme réduit la masse de carburant nécessaire à la propulsion du satellite. Contrairement à la méthode proposée par Guelman et Kogan [Guelman et Kogan, 2001], l'AG développé dans l'OPS1 ne dispose d'aucun algorithme de préordonnancement des sites pour l'élaboration de l'état initial de l'optimisateur.

Pour les besoins de l'expérience, le satellite évolue sur une orbite circulaire régie par un système orbital relativement simple. Le projet se voulant avant tout un exercice d'optimisation, l'utilisation d'un système plus fidèle aux lois auxquelles sont soumis les engins orbitaux n'ajouterait en rien à la pertinence à l'expérience. Le système orbital est employé dans le seul but de prévoir et de planifier les croisements entre les sites à survoler et le plan orbital au cours de la période de survol. Ainsi, un système plus réaliste et exact complexifierait les calculs de prévision des points de croisement sans nécessairement augmenter l'efficacité de l'algorithme d'optimisation mis en oeuvre dans ce projet.

Il est à noter que les fonctionnalités du système orbital, intégrées au projet, ne permettent aucune simulation en temps réel de la trajectoire suivant la planification des points de croisement entre les cibles à survoler et le plan orbital du satellite. Il n'est pas développé

dans le but d'y tester un système de commande pour le satellite. Le système n'est employé qu'aux calculs de prédictions des points orbitaux et des temps de visite des cibles par le satellite. Les résultats présentés dans ce document n'ont été soumis à aucun simulateur orbital.

4.1.2 Structure de l'algorithme

La figure 4.1 présente la structure générale de l'OPS1. Pour un état orbital et terrestre donné, l'algorithme requiert en entrées un ensemble de sites terrestres (ST) à survoler au cours d'une période T . Les sites sont donnés sous la forme de coordonnées géographiques. La période représente, quant à elle, le nombre de jours entiers que dure l'observation. Ces entrées sont converties par le module de prétraitement (Bloc P) afin d'en déduire des données exploitables par le module d'optimisation. Le module de prétraitement de données est présenté à la section 4.2 de ce chapitre. Ce module effectue plus précisément la conversion des données géographiques en ensembles des points possibles de survol pour chacun des sites à visiter (PS). Ces points de survol sont formés de paires de valeurs déterminant respectivement le site terrestre et son jour de survol au cours de la période d'observation. L'application développée offre en sortie un plan de survols optimisé pour la période donnée.

Le module d'optimisation du plan de survols, présenté à la section 4.3 de ce chapitre, sélectionne et ordonne les sites à visiter afin de minimiser les variations à la vitesse de la trajectoire finale du satellite. En minimisant ces variations, le satellite réduit par le fait même la consommation de carburant nécessaire à l'observation des sites terrestres. Le système développé emploie à la base un algorithme génétique qui génère un plan de survols efficace et optimal pour le satellite. Les différents mécanismes de l'AG identifiés dans la figure 4.1 par les blocs G0, E, S, C et M représentent respectivement l'état initial ainsi que les opérateurs d'évaluation, de sélection, de croisement et de mutation.

Dans le processus d'optimisation, le module d'évaluation (bloc E) fait l'objet d'une attention particulière. Celui-ci est détaillé à la section 4.4. Il permet de déterminer la qualité de chacune des trajectoires produites au cours de l'optimisation. Son rôle est important, car

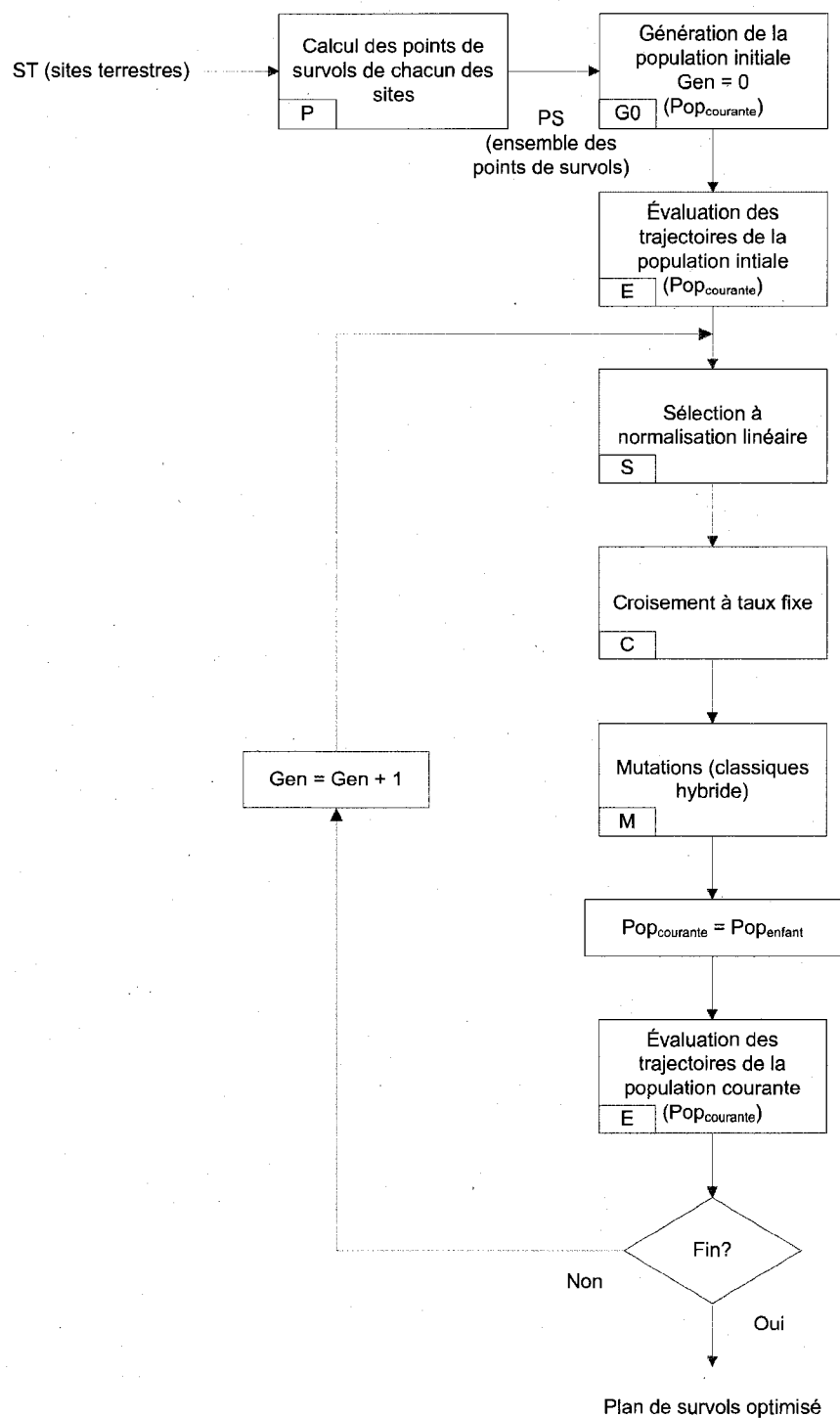


Figure 4.1 Structure générale de l'OPS1

il permet à l'algorithme génétique de s'adapter à n'importe quel problème d'optimisation. La qualité de chacune des solutions intermédiaires de l'algorithme d'optimisation influence directement l'évolution de celui-ci. Dans le cas de l'OPS1, ce module est constitué de l'algorithme transformant un plan de survols en un programme de poussées précis couvrant la période d'observation. Une fois calculé, ce programme de poussées peut ensuite être évalué selon le critère de consommation de carburant, un élément clé d'un AG.

Le développement du projet s'est effectué à l'aide de la gamme de produits Microsoft Visual Studio 2005. Le langage de programmation C# est utilisé pour la majeure partie de projet. Ce langage appartient à la technologie .NET. Les données résultantes et les figures sont générées à l'aide de l'outil MATLAB 7.0.1. Pour ce faire, l'OPS1 utilise les fonctionnalités d'interfaçage offertes par le module de programmation de MATLAB.

4.2 Préparation des données de survol

La présente section expose la méthode utilisée pour transformer les coordonnées géographiques des sites à visiter en ensembles de survols possibles pour le satellite. À la suite de ce prétraitement de données, le système pourra déterminer à tout moment au cours de la période les temps et les positions de survol d'un site terrestre en particulier. Ces nouvelles données présentent une forme exploitable par l'algorithme d'optimisation des trajectoires de survols. Cette section du système correspond au bloc *P* de la figure 4.1.

Dans le but de prévoir les moments de survols possibles de chacun des sites, la technique appliquée exploite la rotation de la Terre sur elle-même. En supposant un plan orbital non équatorial fixe dans le référentiel terrestre et un site de survol représenté par un point sur la surface de la planète, la rotation de la Terre sur son axe provoque à un moment précis le passage du point d'un côté à l'autre du plan orbital. Pour effectuer le survol de ce site terrestre, le satellite évoluant sur son orbite doit se trouver juste au-dessus du site au moment où celui-ci effectue le passage d'une face à l'autre du plan.

Pour les raisons mentionnées à la sous-section 4.1.1, le présent projet se limite à l'optimisation des trajectoires de satellite évoluant sur des orbites héliosynchrones. Ces orbites possèdent la caractéristique d'évoluer sur un plan conservant un angle pratiquement invariable avec le plan orbital de la Terre autour du Soleil. Dans ce contexte, une rotation complète de la Terre sur elle-même donne l'opportunité au satellite de visiter quotidiennement un point quelconque à la surface de la planète à deux occasions : une de nuit et une de jour.

La méthode résumée dans ces quelques lignes effectue la conversion des coordonnées géographiques des sites terrestres à observer en un ensemble de coordonnées orbitales et de temps de survol possibles au cours de la période d'observation. Afin de simplifier les calculs à l'intérieur des mécanismes de l'AG, les valeurs de temps calculées par cette méthode représentent le nombre de secondes écoulées relativement au moment initial (t_0) de la période d'observation. Les étapes suivantes décrivent le développement des calculs pour en arriver aux valeurs de visite pour un site terrestre particulier. Il est à noter que le nombre

de sites terrestres à survoler et la durée de la période d'observation sont des paramètres du système qui sont assignés par l'utilisateur.

Étape A₁ : En supposant un site terrestre défini par ses coordonnées géographiques de longitude λ et de latitude φ , l'algorithme calcule en premier lieu les deux positions orbitales (u_a, u_b) possibles pour l'observation.

Étape A₂ : L'algorithme calcule ensuite les deux angles de rotation de la Terre qui seront nécessaires au croisement du site et du plan orbital. La période de rotation T_0 de la Terre étant d'un jour exactement, l'algorithme peut calculer les valeurs de temps associées à chacun de ces croisements (t_a, t_b) . Ces valeurs sont exprimées en fonction du temps initial t_0 de la période d'observation et la position initiale U_0 du satellite à ce moment.

Étape A₃ : À cette étape du développement, les données de survol (t_a, u_a) et (t_b, u_b) du site pour le premier jour complet d'observation sont connues. Pour assurer une qualité d'observation adéquate, seul le survol diurne est conservé. Le point de survol diurne est déterminé par l'analyse de la face éclairée de la Terre au moment précis du croisement entre le plan orbital et le point site terrestre. Pour ce faire, l'algorithme doit tenir en compte la position initiale de la Terre au cours de sa révolution autour du Soleil. Cette étape détermine donc, pour le premier jour complet de l'expérience, les deux points de survol (t_D, u_D) et (t_N, u_N) correspondant respectivement au survol diurne et au survol nocturne.

Étape A₄ : La rotation de la Terre et la révolution orbitale du satellite permettent de généraliser l'expression d'un point de survol par l'équation 4.1

$$(t_D + lT_0, u_D + 2\pi m) \tag{4.1}$$

où l'entier l correspond au jour du survol et m identifie un nombre entier de révolutions du satellite. Pour le site terrestre traité, cette liste contient les données de survol pour les M jours au cours de la période.

En ré-exécutant ces étapes pour les N sites donnés par l'utilisateur, l'OPS1 détient les N ensembles calculés des M données possibles pour la création d'un plan de survols optimal quant à la consommation de carburant.

4.3 Algorithme d'optimisation du plan de survols

Comme il a été vu à la section précédente, la technique appliquée dans l'OPS1 tire avantage de la rotation terrestre. En supposant un point quelconque à la surface de la Terre et un plan orbital séparant la planète en deux hémisphères, la rotation terrestre produit à un temps précis le croisement entre le point et le plan orbital. À ce moment, le point traverse le plan et passe d'un hémisphère à l'autre. Un satellite évoluant sur cette orbite devrait passer au-dessus de ce site à ce moment précis pour en faire l'observation.

Le but de cet algorithme est d'explorer rapidement et efficacement l'espace de recherche d'un problème donné afin d'en découvrir la solution optimale. Dans le contexte de l'optimisation de trajectoire d'un satellite, l'algorithme a pour principal objectif de générer un itinéraire de visites des sites terrestres qui minimise la quantité de carburant consommé par les propulseurs au cours de la période d'observation.

Le système de planification des itinéraires de survols utilise en entrée les ensembles discrets (PS) de la figure 4.1. Les propriétés des mécanismes de sélection, de croisement et de mutation de l'AG font qu'il se prête parfaitement bien à la nature discrète de l'optimisation à effectuer. De plus, il convient très bien à l'optimisation des problèmes combinatoires impliquant un très large nombre de possibilités, ce qui est le cas de la planification des itinéraires de survols.

4.3.1 Représentation

La première étape de la conception d'un algorithme génétique est l'adoption d'une représentation simple et adéquate des données significatives d'une solution au problème. Pour s'adapter aux divers opérateurs de l'AG, cette représentation d'une solution doit se conceptualiser sous la forme d'une chaîne de gènes. Chaque gène peut se traduire par la valeur d'un paramètre important à considérer dans la résolution du problème donné.

De façon théorique, la représentation peut se faire avec des gènes utilisant des valeurs binaires. Pour faciliter le développement de l'algorithme génétique et des composantes de l'optimisation de trajectoire, l'OPS1 utilise des gènes encodés en base 10.

Le PVC et celui de l'optimisation de trajectoire présentent quelques similitudes. Ces deux problèmes se résolvent en déterminant un ordonnancement optimal de visites. Pour ce qui est du PVC, la solution ne traduit que l'ordre des villes à parcourir. En ce qui a trait à l'optimisation du plan de survols, en plus de présenter l'ordre de visite, une solution de l'OPS1 doit aussi prendre en considération la notion du jour de rencontre entre le satellite et la cible à observer à la surface de la planète.

L'OPS1 utilise donc un chromosome d'une longueur de L gènes où L est le nombre de sites à survoler. Les gènes sont représentés par une paire d'entiers. Le premier entier de chaque paire détermine le site à survoler alors que le second représente le jour où s'effectue le survol au cours de la période d'observation. La figure 4.2 montre un exemple de la forme encodée d'un chromosome de l'OPS1 dans le cas où 4 cibles doivent être visitées à l'intérieur d'une période de 10 jours. Il est possible de remarquer dans cet exemple que le satellite survole dans l'ordre les cibles identifiées par les chiffres 1, 4, 2 et 3. La visite de ces cibles est effectuée respectivement aux jours 0, 0, 3 et 7. Afin de clarifier la visualisation des données de l'exemple, la figure présente des gènes ordonnés de façon croissante selon le jour de survol, ce qui n'est pas toujours le cas dans l'OPS1.



Figure 4.2 Exemple de chromosome utilisé par l'AG contenant 4 gènes

Cette représentation du chromosome découle de la méthode de préparation des données exposée par Guelman et Kogan [Guelman et Kogan, 2001]. Cette méthode montre qu'un site ne peut être survolé qu'une seule fois par jour, et ce, pour tous les jours au cours de la période de survol. La forme du chromosome utilisée donne donc toute l'information nécessaire pour représenter un plan de survol complet.

4.3.2 État initial

L'état initial de l'AG dans l'OPS1 est identifié par le bloc G0 de la figure 4.1. Cette étape établit en premier lieu la taille de la population à traiter pour en arriver à optimiser adéquatement la trajectoire du satellite. La taille des populations est un facteur important à considérer pour éviter le problème de stagnation de la population dans un optimum local de l'espace de recherche. Si la taille importante de la population atténue l'effet de stagnation, elle augmente en contrepartie considérablement le temps de traitement de l'AG. Pour un chromosome de longueur L , il a été démontré qu'il était préférable d'utiliser des générations de $2.5L$ individus [Shahin et Salem, 2004]. L'influence de ce facteur sera approfondie lors de l'analyse des résultats.

La taille de la population étant établie, l'algorithme forme aléatoirement la première génération de l'AG. Cette génération présente l'itération initiale de l'optimisation. Comme pour ce qui est de la forme simple de l'AG, tous les chromosomes sont constitués de valeurs de jours de survols assignés aléatoirement pour chacun des sites.

4.3.3 Sélection

Cette étape représentée par le bloc S de la figure 4.1 succède à l'évaluation de la qualité des individus d'une génération. Elle a pour but de préparer et planifier le passage à la prochaine itération de l'AG. La sélection constitue en fait la première étape de la génération de la population de descendants. Le mécanisme de sélection détermine les couples de chromosomes parents qui auront la chance de propager leur bagage génétique aux enfants de la prochaine génération.

Tel que mentionné à la sous-section 2.2.2, la sélection par roulette éprouve quelques problèmes pour des générations qui comportent des super chromosomes ou des populations d'individus similaires. Afin d'éviter des ralentissements possibles à l'évolution des individus de l'AG, l'OPS1 utilise un algorithme de sélection à taux fixe. La mise en oeuvre de ce mécanisme de sélection est très simple et s'effectue de la manière suivante :

Étape S_{TF1} : Les individus sont d'abord ordonnés de manière croissante en fonction de leur niveau de performance.

Étape S_{TF2} : Chaque individu se fait ensuite attribuer une probabilité de sélection en fonction de sa position dans la population ordonnée. Cette valeur de probabilité s'exprime par l'équation $(p / \sum_{i=0}^n i) * 100$ où p et n identifient respectivement la position de l'individu dans la population ordonnée et la taille de la population.

Étape S_{TF3} : Par la suite, le mécanisme de sélection forme aléatoirement des couples d'individus parents en fonction des probabilités calculées. Afin de favoriser l'évolution génétique, le mécanisme s'assure d'éviter la formation de couple d'individus identiques.

Dans le but d'évaluer et de comparer les différents mécanismes de l'AG dans un contexte d'optimisation de trajectoire de satellite, l'OPS1 possède aussi une sélection par roulette. Les résultats de cette comparaison seront montrés au chapitre 5.

4.3.4 Reproduction

Tel que mentionné dans la revue de la littérature, le croisement multipoint possède l'avantage de perpétuer, à travers les générations, les liens performants entre les gènes des sous-divisions. Cette méthode s'est avérée très efficace lorsqu'appliquée à des problèmes où seuls les liens entre les gènes influencent la qualité des chromosomes. Dans l'exemple typique du PVC traité par l'AG, seules les distances entre les villes influencent la qualité de la course du commis voyageur. En effet, il gagnera beaucoup à passer par deux villes voisines dans l'ordre de visite. Le gain ne sera pas influencé par le moment des visites, qu'il survienne au début ou à la fin de la course.

L'influence des gènes sur la qualité globale d'une solution est très différente pour ce qui est de l'optimisation de trajectoire. Contrairement au PVC, le moment des visites entraîne des variations dans l'évaluation de la qualité d'une trajectoire. Cette différence s'explique par l'interdépendance des splines liant chacun des points de survol de la trajectoire.

Le traitement de l'optimisation de trajectoire par AG diffère de traitement du cas typique du PVC par la nature des liens existants entre chacun des gènes. Pour ce qui est du PVC, la distance entre deux villes visitées consécutivement a toujours la même influence sur la qualité finale d'une solution, peu importe si ces deux villes se trouvent en début ou en fin de course. Pour le problème de l'optimisation de trajectoire, le lien entre deux sites survolés consécutivement n'est jamais constant et dépend non seulement de la position du satellite au moment des survols, mais aussi des survols précédents et suivants dans la trajectoire. L'objectif, dans cette situation, est donc d'utiliser un mécanisme de croisement des chromosomes efficace et adapté aux trajectoires. Celui-ci doit réarranger deux chromosomes parents pour en faire des enfants différents, mais qui garderont les traces des forces et des faiblesses de chacun de leurs parents. Dans le cas d'une trajectoire comportant plusieurs points de survol, ce phénomène peut se simuler, non pas par l'échange de blocs de gènes importants entre les parents, mais seulement par l'échange de certains gènes de façon aléatoire. De cette manière, une trajectoire peut garder un parcours globalement similaire tout en modifiant certains points de survol. Pour ce faire, l'OPS1 bénéficie du croisement à taux fixe. Il est possible d'observer en détail un exemple de croisement à taux fixe avec la figure 4.3.

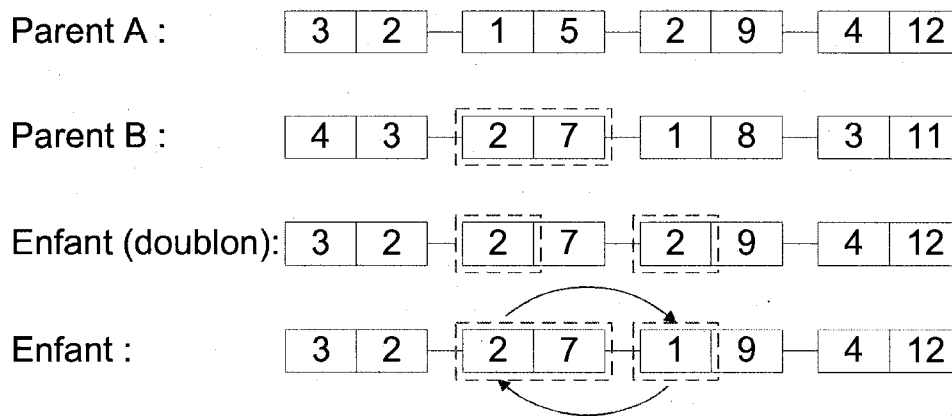


Figure 4.3 Exemple de croisement de chromosomes à taux fixe

La méthode de croisement est décrite par les étapes suivantes :

Étape $X_{croisement1}$: Le chromosome du premier parent est tout d'abord cloné pour former l'enfant.

Étape $X_{croisement2}$: L'algorithme construit par la suite un vecteur de valeurs binaires de la même longueur que le chromosome. Les valeurs binaires sont tirées aléatoirement avec une probabilité de 0.7 en faveur du premier parent sélectionné. L'analyse du croisement à taux fixe [Shahin et Salem, 2004] a montré qu'une probabilité de 0.7 favorisant les gènes du chromosome du premier parent était préférable à la valeur habituelle de 0.5.

Étape $X_{croisement3}$: Les gènes des deux parents sont ensuite copiés dans l'enfant en respectant les valeurs binaires générées dans le vecteur. Dans le cas de l'OPS1, une valeur de 1 signifie que l'enfant hérite du gène du premier parent alors qu'une valeur de 0 indique un gène provenant du second parent. Comme le montre la figure 4.3, cette opération introduit presque inévitablement des doublons dans les sites à observer. Pour éviter ce problème, dans le chromosome enfant, l'algorithme échange la valeur du site provenant du second parent avec le site de la position donnée du premier parent. Dans la figure 4.3, cette opération peut être observée pour le gène situé à la deuxième position du chromosome enfant. Celui-ci prend les valeurs provenant du second parent. Dans l'exemple, afin d'éviter des doublons, l'algorithme échange le site 1 pour le site 2.

Dans le but d'évaluer le meilleur mécanisme de croisement pour l'optimisation de trajectoire de satellite, plusieurs opérateurs différents ont été incorporés à l'OPS1. Le PMX développé par Goldberg [Goldberg, 1989] présenté à la sous-section 2.2.3 est utilisé comme opérateur de référence.

4.3.5 Élitisme et nouveaux individus

Pour favoriser le meilleur individu dans chacune des générations, un mécanisme d'élitisme est appliqué à l'OPS1. Ce mécanisme permet directement à l'individu le plus performant de se retrouver dans la population enfant. De cette manière, lors de la sélection des couples de

parents, l'opérateur aléatoire de sélection ne dilue ou ne fait disparaître aucun chromosome qui pourrait représenter la solution optimale au problème.

La diversité du bagage génétique influence directement la qualité de la recherche de l'espace de solution par l'AG. Elle permet d'éviter la stagnation de l'algorithme dans un optimum local. Pour ce faire, l'OPS1 possède un mécanisme permettant l'introduction à chacune des générations d'un certain nombre de nouveaux individus. Un haut taux d'introduction de nouveaux individus par génération peut, par contre, ralentir et gêner la convergence vers la solution optimale au problème d'optimisation du plan de survol du satellite. Afin d'éviter ce problème, entre 5% et 10% des individus d'une nouvelle population sont renouvelés en introduisant un bagage génétique généré aléatoirement.

4.3.6 Mutation

L'opérateur classique de la mutation agit généralement en parcourant les gènes du chromosome. À chaque gène, l'opérateur applique un test de probabilité en générant aléatoirement une valeur au hasard entre 0 et 1. La mutation est appliquée si la valeur tirée est inférieure au taux de mutation prédéfinie. La mutation a pour objectif d'éviter les états de stagnation causés par les optimums locaux de l'espace de recherche en diversifiant le bagage génétique de la nouvelle population. Comme pour l'introduction de nouveaux individus, un trop haut taux de mutation peut engendrer le problème inverse qui a pour effet d'empêcher la convergence de l'AG vers la solution optimale. Afin de palier à ces divers problèmes, certains chercheurs [Goldberg, 1989; Shahin et Salem, 2004] utilisent un taux de mutation de $1/L$ où L est la longueur du chromosome. Le taux de mutation approprié pour l'optimisation de trajectoire sera établi expérimentalement au chapitre 5.

Méthodes classiques

Pour le problème d'optimisation de trajectoire, la complexité de la représentation du chromosome utilisé permet différentes possibilités d'altération aux gènes. L'AG réalisé dans ce travail de recherche utilise deux mutations génétiques différentes. Comme chaque site doit être survolé au cours de la période, la mutation peut alors n'affecter que le

jour du survol de la paire de valeurs d'un gène. La première altération possible consiste à interchanger la valeur du jour du survol pour deux gènes choisis aléatoirement. Cette première opération est représentée par la figure 4.4. La figure 4.5 montre quant à elle l'introduction aléatoire d'une nouvelle valeur de temps de survol. L'influence de chacune de ces méthodes sur les performances de l'AG sera approfondie au cours de l'analyse des résultats au chapitre 5.

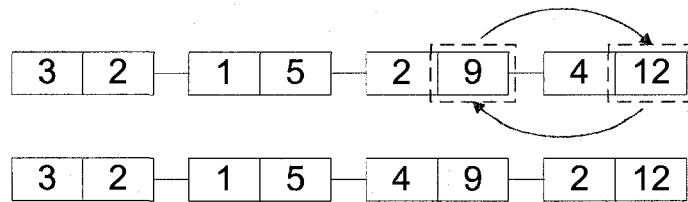


Figure 4.4 Mutation d'un chromosome par échange de valeur de gène.

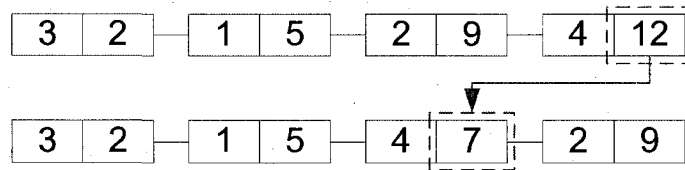


Figure 4.5 Modification d'un chromosome par intégration d'un nouveau gène.

Conception de l'opérateur de mutation par MRS

La revue de la littérature présente quelques formes d'AG hybrides à la section 2.6. Ces algorithmes sont utilisés dans le but d'améliorer les capacités à couvrir l'espace de solutions du problème donné et de pallier les faiblesses de l'AG. En plus d'utiliser la forme classique de la mutation, l'OPS1 incorpore à son opérateur de mutation une technique d'hybridation simple. À la différence des méthodes introduites précédemment, celle-ci ne modifie pas qu'un seul gène, mais plutôt l'ensemble du bagage génétique du chromosome sélectionné.

La MRS est l'outil utilisé par l'OPS1 comme mécanisme de mutation. La forme simple de la MRS est présentée dans la revue de la littérature à la section 2.1. Une application

propre à l'optimisation de la trajectoire est implantée afin de faire converger les solutions fournies vers des optimums globaux. Il est important de noter que l'utilisation de cette méthode permet de pallier les faiblesses de l'AG en ce qui a trait à l'optimisation locale des individus. Cette formule hybride de l'AG donne de meilleurs points de départ pour le croisement des chromosomes. Le déroulement d'une itération de l'algorithme de mutation par MRS est montré dans les étapes qui suivent :

Étape M_{MRS1} : Contrairement à sa représentation simple où la solution initiale est prise au hasard dans l'espace de recherche, dans le cadre de l'OPS1, la MRS utilise en entrée le chromosome d'un individu provenant de l'AG. Étant donné que le traitement par la MRS risque de modifier tous les gènes du chromosome, le taux de mutation représente, dans ce cas, la proportion d'individus sélectionnés par génération. Les itérations suivent un système de température à décroissance continue. La loi régissant la température du système à travers les itérations i figure à l'équation 4.2.

$$T_{i+1} = 0.98 * T_i \quad (4.2)$$

Étape M_{MRS2} : Pour chacune des itérations de l'algorithme, l'opérateur de mutation propose une modification élémentaire au chromosome sélectionné pour obtenir une solution voisine dans l'espace de recherche. La modification au bagage génétique découle du procédé de mutation génétique classique présenté précédemment. Cette mutation modifie un seul gène sélectionné aléatoirement. L'altération génétique a pour effet de remplacer la valeur du jour de survol du gène sélectionné par une nouvelle valeur tirée au hasard dans l'intervalle de la période d'observation.

La figure 4.6 montre, pour deux plans de survol différents, le décalage de la position orbitale du satellite par rapport à sa trajectoire naturelle. Ce décalage se traduit sur la figure par une avance ou un retard en nombre de révolutions du satellite. La trajectoire A représente la trajectoire de survols de la solution initiale d'un exemple d'optimisation par MRS. La trajectoire B montre, quant à elle, la solution altérée pour la première itération de la mutation. En ne disposant que d'un seul point de

survol différent (S2), la seconde courbe montre de plus grands décalages par rapport à la trajectoire naturelle du satellite, ce qui suppose par le fait même une masse de carburant consommée plus importante.

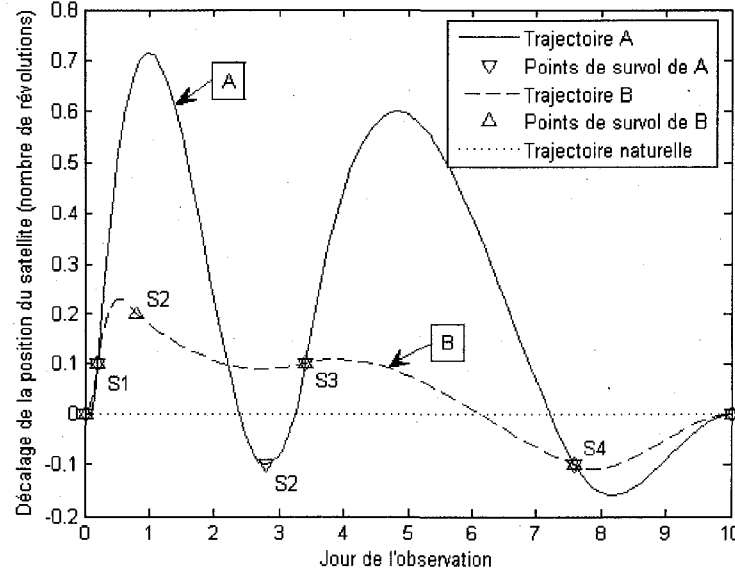


Figure 4.6 Décalage de la position orbitale du satellite par rapport à sa trajectoire naturelle.

Étape M_{MRS3} : La modification génétique à la solution courante entraîne une variation de l'énergie (ΔE) du système. Cette énergie est calculée en fonction du critère d'évaluation de la consommation d'une trajectoire de survols par l'algorithme présenté à la section 4.4. L'opérateur de mutation par MRS conserve cette dernière altération si elle abaisse le niveau d'énergie du chromosome courant. Dans le cas contraire, la modification est conservée selon une probabilité ρ répondant à la loi présentée à l'équation 4.3.

$$\rho = 1.0 / (1.0 + e^{\Delta T * \Delta E}) \quad (4.3)$$

où ΔE mesure la différence d'énergie entre les états courants et mutés et ΔT indique la différence de température du système par rapport à la température initiale.

Dans le cas de la figure 4.6, comme l'optimisation se trouve à la première itération, la probabilité de sélectionner la solution moins performante est près de 50%. En diminuant exponentiellement avec l'abaissement de la température, la probabilité de sélectionner la même solution diminuera de la même façon. L'évolution de l'état courant au cours des itérations offre de bonnes performances en ce qui a trait à l'exploration de la région de l'espace de recherche.

La MRS poursuit son optimisation du chromosome à travers les itérations tant qu'elle ne rencontre pas l'un des deux critères d'arrêt suivants :

- 400 itérations ($i = 400$).
- 20 itérations sans amélioration de l'énergie suite à une optimisation d'au moins 95% de l'état initial du système.

L'état final de la MRS forme le nouveau chromosome de l'individu sélectionné. Suite à cette optimisation, le déroulement de l'AG reprend son cours normal jusqu'à ce qu'un nouvel individu soit sélectionné par le mécanisme de mutation par MRS.

4.4 Évaluation des itinéraires de survols

Cette section développe le bloc E de la figure 4.1. Il a été établi dans la revue de la littérature que pour le cas du satellite de télédétection, la trajectoire optimale reliant deux points est exprimée par une spline cubique. Cette étape du développement tire profit de cette conclusion afin de construire le programme optimal de poussées survolant les sites terrestres aux moments sélectionnés par l'algorithme d'optimisation de la trajectoire. La planification du programme de poussées sert à évaluer la consommation de carburant nécessaire au satellite pour survoler les sites d'intérêt dans l'ordre et en respect des moments désignés par l'AG. La section qui suit expose la fonction d'évaluation de la performance des individus.

La mise en oeuvre de ce module se divise en deux parties. La première construit l'itinéraire de survols en caractérisant précisément la distance orbitale à parcourir pour atteindre les points de survol et les moments précis des observations aux jours donnés par le chromosome en entrée. La seconde met au point le programme de propulsion optimisé définissant la position, la vitesse et l'accélération du satellite d'observation à tout moment au cours de sa course. La connaissance de ces dernières informations permet l'évaluation du coût en carburant de la trajectoire. Les prochaines sections décrivent les différentes étapes du bloc E. Ces étapes sont représentées à la figure 4.7.

4.4.1 Planification des survols

Dans l'OPS1, l'AG développé encode les données de survol d'un individu sous forme d'une chaîne de paires de valeurs comportant un jour au cours de la période et un site à observer. Cette chaîne, qui définit l'itinéraire de survol du satellite, correspond au chromosome d'un individu engendré au cours du déroulement de l'AG. Comme il a été vu précédemment, la représentation du chromosome est adéquate pour les mécanismes de sélection, de croisement et de mutation par MRS. Il est cependant difficile d'en soutirer directement des informations quant à son niveau de qualité en ce qui concerne la consommation de

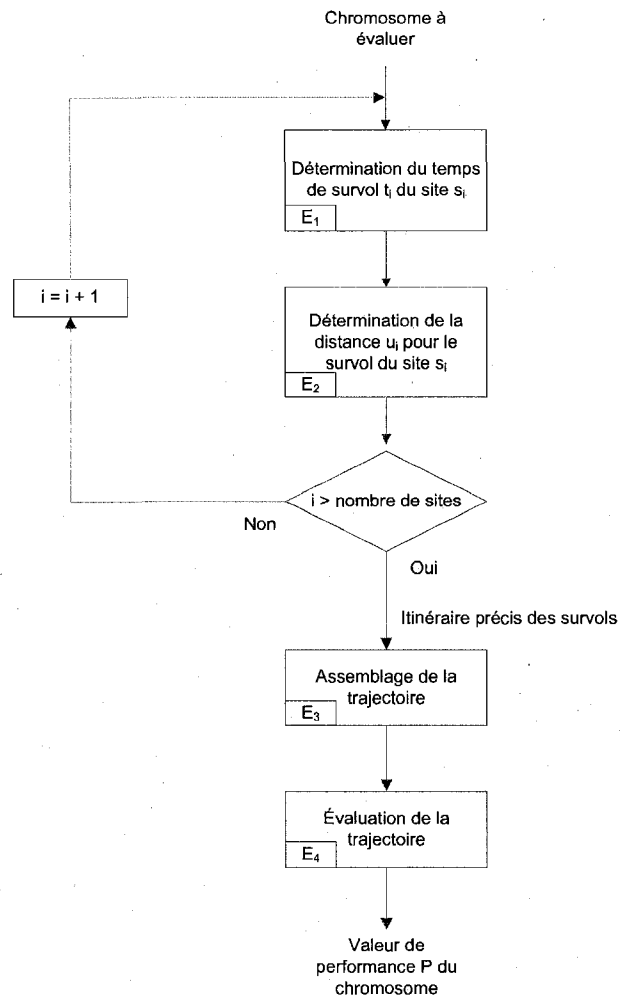


Figure 4.7 Algorithme d'évaluation des chromosomes (bloc E)

carburant. Pour ce faire, il est essentiel de définir le programme optimal de poussées du satellite à mettre à exécution entre chacun des points de survol.

La première partie de l'évaluation d'un chromosome se résume par la construction d'un itinéraire précis de survols. Cette opération est représentée par les blocs E_1 et E_2 de la figure 4.7. L'algorithme assemble l'itinéraire précis de survols en prenant les paires de valeurs des ensembles discrets (PS) de la figure 4.1 correspondant aux valeurs comprises dans chacun des gènes du chromosome.

L'itinéraire de survols précis a été établi pour le chromosome de la figure 4.2. Ce chromosome entraîne un plan de survols composé de 4 sites terrestres à observer. Pour cet exemple, les valeurs de l'itinéraire établi sont présentées dans le tableau 4.1. Il faut noter que la position orbitale est présentée, dans ce tableau, sous forme de décalage de la position orbitale par rapport à la trajectoire naturelle du satellite et les unités de ce décalage correspondent à un nombre de révolutions. Il est possible de remarquer que pour le chromosome de la figure 4.2, contrairement aux sites 1, 4 et 2, le site 3 nécessite un décalage négatif. Au moment de l'observation du site 3, le décalage négatif signifie que le satellite aura parcouru une distance orbitale inférieure à celle parcourue s'il n'avait jamais modifié sa trajectoire naturelle. Les sites 1, 4 et 2 dénotent à l'inverse une accélération du satellite par rapport à sa vitesse initiale.

Sites à survoler	temps	décalage de la pos. orb.
1	0.2 jour	0.1 révolution
4	0.8 jour	0.2 révolution
2	3.4 jours	0.1 révolution
3	7.6 jours	-0.1 révolution

TABLEAU 4.1 Itinéraire précis de survols

4.4.2 Optimisation et évaluation de la trajectoire

L'optimisation d'une trajectoire de satellite découle de la minimisation des variations de sa vitesse angulaire dans le plan orbital. La trajectoire nécessitant le moins de carburant est celle où tous les points de survol seraient atteints aux moments opportuns sans l'utilisation des propulseurs. L'optimisation de la trajectoire s'effectue donc en déterminant le programme de propulsion le plus efficace en matière de consommation de carburant.

La propulsion électrique donne une certaine manoeuvrabilité au satellite afin de modifier sa période orbitale. La présente étape tire profit de cette manoeuvrabilité pour permettre l'observation des sites aux moments opportuns. La revue de la littérature expose la méthode mise au point par Guelman et Kogan [Guelman et Kogan, 2001] utilisant ce principe pour construire un programme de poussées à respecter pour atteindre les sites terrestres à observer. Cette méthode est préconisée, car elle possède l'avantage d'établir un lien entre la liste de points de survol d'une trajectoire de télédétection et un indice de la consommation de carburant du programme de poussées qui en découle. La démarche des auteurs, représentée par les blocs E_3 et E_4 de la figure 4.7, est décrite brièvement dans les paragraphes qui suivent.

L'algorithme d'évaluation prend en entrée la liste de points de survol PS déterminée lors de l'opération de construction de trajectoire présentée à la sous-section 4.4.1. Une distance orbitale à parcourir et le temps nécessaire pour l'atteindre composent chacun des noeuds de la trajectoire à évaluer. Le programme de poussées, qui respecte cette liste, est mis en oeuvre par l'assemblage de portions de trajectoire. Une portion de trajectoire s'exprime comme le plan d'accélération du satellite entre deux moments de survols au cours de la période d'observation. Guelman et Kogan [Guelman et Kogan, 2001] concluent que la minimisation du carburant est atteinte en joignant les divers points de survol de la trajectoire par des splines cubiques. La résolution de ces splines mène à l'expression précise de la position, de la vitesse et de l'accélération en tout point au cours de la période d'observation. Les splines composant la trajectoire peuvent s'exprimer par l'équation mathématique 4.4 où i correspond aux points à joindre.

$$u_i = c_{1i} + c_{2i}(t - t_0) + c_{3i}(t - t_0)^2 + c_{4i}(t - t_0)^3 \quad (4.4)$$

Dans l'exemple traité jusqu'à maintenant pour l'évaluation d'un chromosome, l'itinéraire de survols comprend le point de départ, le point d'arrivée et 4 sites à survoler. 5 splines sont donc nécessaires afin de relier les 6 points et d'assembler la trajectoire résultante. L'équation 4.4 montre que la détermination de la trajectoire est engendrée par la résolution des coefficients c_{1i} , c_{2i} , c_{3i} et c_{4i} .

Les équations 4.5, 4.6, 4.7 et 4.8 découlent du fait que l'équation 4.4 doit interpoler les positions angulaires u_i (angle mesuré depuis le survol de l'équateur quand le satellite passe de l'hémisphère Sud à l'hémisphère Nord) et les vitesses angulaires dans le plan orbital \dot{u}_i du satellite. L'interpolation des positions et des vitesses angulaires satisfaisant les conditions aux limites i et $i+1$ de chacun des segments de la trajectoire permet d'obtenir 4 équations pour les 4 coefficients c_j , $j = 1, 2, 3, 4$. La résolution de ces 4 dernières équations produit ainsi les équations 4.5 à 4.8 où la variable h_i signifie l'intervalle de temps $t_{i+1} - t_i$ couvert par un segment de trajectoire.

$$c_{1i} = u_i \quad (4.5)$$

$$c_{2i} = \dot{u}_i \quad (4.6)$$

$$c_{3i} = \frac{3(\dot{u}_{i+1}) - (2\dot{u}_i + \dot{u}_{i+1})h_i}{h_i^2} \quad (4.7)$$

$$c_{4i} = \frac{2(\dot{u}_i - \dot{u}_{i+1}) + (\dot{u}_i + \dot{u}_{i+1})h_i}{h_i^3} \quad (4.8)$$

L'itinéraire précis de survol des sites terrestres fournit les valeurs de position orbitale u_i et de temps t_i aux points joignant les segments de trajectoire. Tel qu'énoncé à la section 4.2, le calcul des positions orbitales est effectué à partir de la latitude des sites i et de l'inclinaison du plan orbital. Les temps t_i sont quant à eux établis en considérant la vitesse de rotation de la Terre ainsi que sa position au moment initial de la période d'observation. Pour être en mesure de construire la trajectoire du satellite, il est nécessaire de résoudre les inconnues de l'équation 4.9 qui se traduisent par la vitesse angulaire du satellite aux différents moments des survols des sites terrestres.

$$U = (\dot{u}_1, \dots, \dot{u}_N)^T \quad (4.9)$$

Les équations 4.4 à 4.9 entraînent un système d'équations $MU = Z$ à N inconnues où N représente le nombre de sites à survoler. Les matrices M et Z de ce système sont définies par 4.11 et 4.10. La résolution de $MU = Z$ définit les vitesses angulaires \dot{u}_i du satellite.

$$Z = 3 \begin{pmatrix} h_1^{-2} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ h_1^{-2} & h_1^{-2} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & h_2^{-2} & h_3^{-2} & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & h_{N-1}^{-2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & h_{N-1}^{-2} & h_N^{-2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_2 - u_1 \\ u_3 - u_2 \\ u_4 - u_3 \\ \dots \\ u_{N-1} - u_{N-2} \\ u_N - u_{N-1} \end{pmatrix} \quad (4.10)$$

$$M = 3 \begin{pmatrix} h_1^{-1} & h_1^{-1} & \dots & 0 & 0 \\ h_1^{-1} & h_1^{-1} + h_2^{-1} & \dots & 0 & 0 \\ 0 & h_2^{-1} & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & h_{N-2}^{-1} & 0 \\ 0 & 0 & \dots & h_{N-2}^{-1} + h_{N-1}^{-1} & h_{N-1}^{-1} \\ 0 & 0 & \dots & h_{N-1}^{-1} & h_{N-1}^{-1} + h_N^{-1} \end{pmatrix} \quad (4.11)$$

La résolution du système d'équations $MU = Z$ est effectuée à chaque évaluation de la performance d'un individu au cours de l'optimisation par AG. En raison de son importance et de son temps de traitement, il est nécessaire d'utiliser un algorithme de résolution stable et performant. Pour ce faire, l'OPS1 intègre la décomposition de Cholesky. Dans les cas où les critères d'utilisation sont respectés, la décomposition de Cholesky est approximativement deux fois plus rapide que la décomposition LU. De plus, par la nature même des opérations matricielles effectuées, cette méthode de résolution de systèmes d'équations possède une plus grande stabilité de calculs dans le cadre d'applications numériques [Press et coll., 2002]. Afin de l'utiliser pour la résolution d'un système d'équations linéaires, la matrice

initiale de cette décomposition doit être symétrique et positive. Le système $MU = Z$ de la présente expérimentation respecte ces deux critères d'utilisation. Des méthodes de résolution plus performantes existent pour la résolution de tels systèmes. Cependant, la décomposition de Cholesky a été préférée aux autres méthodes surtout en raison de sa facilité d'intégration et sa stabilité pour les problèmes numériques.

À la suite de la résolution des valeurs de vitesses angulaires, il devient possible de calculer les coefficients c_j , $j = 1, 2, 3, 4$ à l'aide des équations 4.5 à 4.8. La trajectoire maintenant établie, il est possible d'établir son indice de consommation de carburant.

L'optimisation d'une trajectoire de satellite découle de la minimisation des variations de sa vitesse orbitale (équation 4.12). La trajectoire optimale doit minimiser le critère d'évaluation Φ tout en respectant les conditions aux bornes imposées par la spline cubique. Il est donc possible de déduire que la trajectoire nécessitant le moins de carburant serait celle pour laquelle le satellite atteindrait tous les sites terrestres aux moments opportuns sans l'utilisation des propulseurs.

$$\Phi = \int (\ddot{u})^2 dt \quad (4.12)$$

En insérant la double dérivée l'équation 4.4 dans l'équation 4.12, le résultat de l'intégrale sur un segment de la trajectoire permet d'obtenir l'équation 4.13.

$$\Phi_i = c_{3i}^2 h_i + 3c_{3i}c_{4i}h_i^2 + 3c_{4i}h_i^3 \quad (4.13)$$

La sommation de chacune des valeurs partielles résultant du calcul de l'équation 4.14 caractérise la trajectoire finale quant à son efficacité en terme de la consommation de carburant.

$$\Phi = \sum \Delta_i \Phi \quad (4.14)$$

Afin d'illustrer l'évaluation d'une trajectoire de satellite, la section suivante présente les résultats du procédé complet dans le cas de l'exemple du chromosome de la figure 4.2. La figure 4.8 montre le décalage de la position du satellite par rapport à la trajectoire nominale au cours de la période de survols.

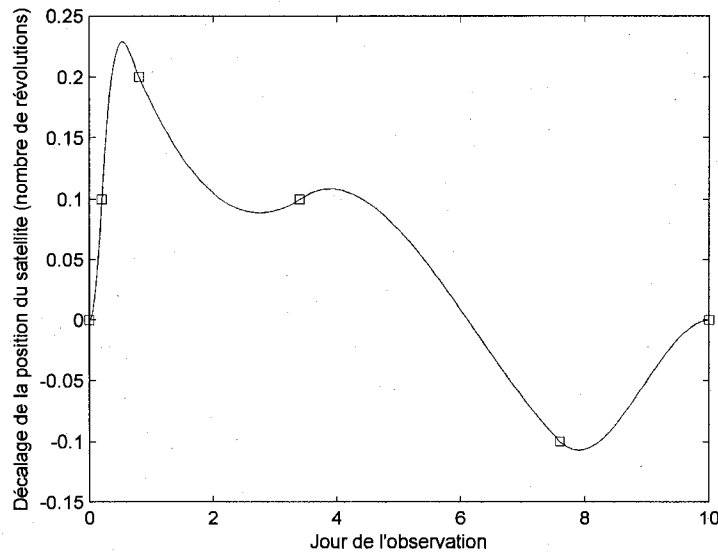


Figure 4.8 Décalage de la position orbitale d'un satellite par rapport à sa trajectoire naturelle pour le survol de 4 sites terrestres.

Le détail de l'évaluation des différentes splines pour l'exemple du chromosome de la figure 4.2 est montré dans le tableau 4.2. Comme le montre la figure 4.8, les changements dans la vitesse orbitale du satellite sont beaucoup plus importants dans les deux premières sections de la trajectoire. Ces différences s'observent aussi par l'indice de consommation de ces splines.

Il est important de noter que la valeur finale ne représente qu'un indicateur de la consommation de carburant d'une trajectoire du satellite pour l'observation des sites terrestres au cours de la période. La masse du carburant nécessaire au satellite dépend aussi des facteurs telles la masse du satellite et les caractéristiques des propulseurs utilisés.

Sections	indice de consommation
point initial au site 1	1.0896
site 1 au site 4	0.7329
site 4 au site 2	0.0022
site 2 au site 3	0.0016
site 3 au point final	0.0058

TABLEAU 4.2 Évaluation de la consommation de carburant pour les splines d'une trajectoire donnée.

CHAPITRE 5

RÉSULTATS

Ce chapitre présente l'analyse des résultats de l'OPS1 mis en oeuvre pour la résolution du problème d'optimisation de la trajectoire d'un satellite de téléobservation et de télé-détection. Il sera ainsi possible de discerner les avantages et limites du concept retenu au cours de cette recherche. L'analyse approfondie des résultats permettra d'établir les grandes lignes et l'orientation à suivre pour les travaux futurs en liens de l'optimisation de la propulsion d'un satellite et plus généralement pour l'optimisation de trajectoires diverses.

5.1 Optimisation par AG

La première partie de ce chapitre montre l'influence des différents opérateurs et paramètres de l'OPS1 dans la recherche de la solution optimale. À cause des nombreux paramètres impliqués dans l'application de l'AG à un problème donné, cette méthode est souvent perçue comme complexe et longue à mettre en oeuvre. Il est donc important de comprendre l'influence et de déterminer l'implication de chacun de ces paramètres pour la résolution du problème particulier de l'optimisation de la trajectoire de satellite. Pour être en mesure d'évaluer adéquatement les performances de l'OPS1 et de fixer certains points de comparaison entre chacun des opérateurs de l'AG, la première partie fonde son analyse sur un problème d'optimisation de trajectoire dont la solution optimale est connue.

5.1.1 Particularités du problème d'optimisation de trajectoire

Au cours des générations de l'AG, la transmission du bagage génétique s'effectue par les opérations de sélection et de croisement. Les chromosomes les plus performants se trouvent avantagés lors de la sélection et se voient attribuer des chances supérieures de

transmettre leurs gènes aux générations à venir. Ces principales opérations donnent à l'AG les outils nécessaires pour explorer l'espace de recherche et trouver les solutions optimales du problème auquel il s'applique.

Dans le cas de l'optimisation de la trajectoire, les différents essais menés pour l'analyse des résultats ont montré que les méthodes d'encodage, d'évaluation et de croisement des chromosomes utilisées pour le problème d'optimisation de trajectoire diminuent sensiblement les capacités d'apprentissage collectif inhérentes à l'algorithme. Durant les essais utilisant les mécanismes classiques de l'AG, l'OPS1 n'arrivait que très rarement à trouver la solution optimale pour des problèmes où elle était connue. Pour ce qui est du problème typique du PVC, l'AG utilisant les mêmes mécanismes en arrive à trouver pour la plupart des cas la solution optimale. La présente sous-section explore et approfondit les difficultés de ces mécanismes dans le but d'en améliorer le fonctionnement.

Dans l'OPS1, l'évaluation de la qualité d'une solution ne s'effectue pas en se basant directement sur les gènes du chromosome, mais bien par l'ensemble des splines qui forme la trajectoire associée à ce chromosome. Même si une spline ne relie que deux points de survol, elle est directement affectée par les points de survol précédents et suivants. Cela explique qu'une trajectoire optimale peut voir ses qualités d'économie de carburant fortement réduites en n'y modifiant qu'un seul moment de visite. Pour ce qui est du PVC, le changement d'un seul gène dans la course du commis voyageur n'a d'influence que sur le gène modifié et les gènes contigus dans l'ordre de visite. Le reste du parcours demeure intacte.

La figure 5.1 montre le décalage de la position orbitale pour deux trajectoires survolant 4 sites (S1, S2, S3 et S4). La différence entre les trajectoires *A* et *B* ne se trouve qu'au site *S2*. En altérant le point de visite pour le faire passer du troisième au premier jour de la période d'observation, de plus grandes variations de vitesse sont demandées aux propulseurs du satellite. Il est donc possible de remarquer qu'une simple modification à l'itinéraire de survols peut causer des répercussions sur la trajectoire entière du satellite.

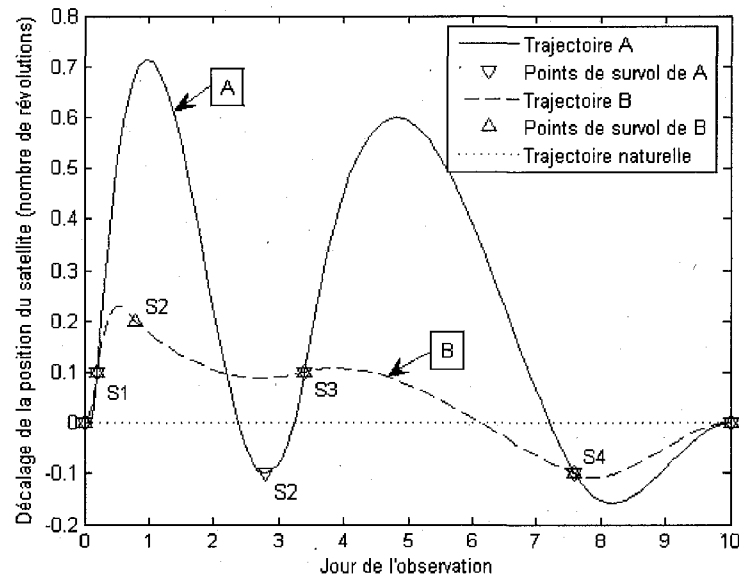


Figure 5.1 Effet de la modification d'un seul jour de survol sur la déviation de l'argument de latitude d'une trajectoire.

Le tableau 5.1 montre la valeur de performance associée à chacune des sections des trajectoires A et B. Le tableau expose bien le fait qu'une simple altération à l'itinéraire de survols peut engendrer de grandes différences dans la qualité d'une trajectoire quant à sa consommation de carburant. Il est important de remarquer que même si les deux dernières sections ne sont pas directement touchées par la modification apportée au jour du survol de *S2*, le parcours du satellite liant les points de ces sections en est grandement modifié.

Ce phénomène s'observe aussi en analysant l'origine des individus les plus performants se propageant à travers les générations de l'AG. Le tableau 5.2 montre les résultats d'une simulation avec un AG simple pour un problème dont la trajectoire optimale est la trajectoire naturelle du satellite. La simulation donne les résultats de 100 exécutions évoluant sur 100 générations chacune et la taille des populations est de 20 individus. À chacune des générations, le processus d'élitisme ne propagea qu'un seul individu et un seul nouvel individu était renouvelé pour élargir le paysage génétique de la recherche.

Sections	indice de consommation (A)	indice de consommation (B)
P.I. à S1	1.0896	5.7981
S1 à S2	0.7329	1.3484
S2 à S3	0.0022	0.2572
S3 à S4	0.0016	0.1363
S4 à P.F.	0.0058	0.0327

TABLEAU 5.1 Effet de la modification d'un seul jour de survol sur l'indice de consommation de deux trajectoires.

Mode de génération	taux d'origine
Création	12.68%
Sélection et croisement	52.21%
Mutation	35.11%

TABLEAU 5.2 Origine des individus élités au cours de 100 déroulements d'optimisation par AG simple.

Alors qu'à chaque génération 90% des individus sont générés par la sélection et le croisement, seulement 50% des individus élités sont issus des ces opérations. Il faut remarquer que 35% de l'élite est générée par la modification aléatoire d'un point de survol par la mutation et près de 13% par l'insertion dans la génération de chromosomes créés aléatoirement. Lors du traitement d'un problème typique tel que le PVC, en raison de leur nature et leur implication dans l'apprentissage collectif, les opérateurs de croisement et de sélection sont à l'origine de la grande majorité des individus améliorant la solution finale.

Cette particularité du problème d'optimisation de trajectoire affecte aussi les qualités de l'AG à trouver une solution optimale au problème. Les données de la simulation avec l'AG simple montrent aussi que la solution finale ne s'est améliorée que de 83% par rapport aux solutions de la population initiale générées aléatoirement. Le même taux d'amélioration s'applique quant à la qualité moyenne des individus de la dernière génération. Bien que

les résultats présentés semblent acceptables, un très faible nombre d'exécutions mène à la solution optimale. Dans le but d'évaluer les résultats de l'OPS1, une très simple mise en oeuvre de l'AG utilisant l'élitisme a été développée pour traiter le PVC. Dans le cas du PVC, l'AG trouve la solution optimale dans la grande majorité des simulations.

5.1.2 Effet de l'intégration de la MRS

Comme le montre la section précédente, la méthode employée pour évaluer la performance d'une solution implique la trajectoire comme un tout et non pas comme la somme des points de survol la composant. Les limites de cette méthode démontrent qu'il est important d'améliorer et d'optimiser les opérateurs de l'AG dans sa recherche de l'optimum global. L'une des meilleures techniques pour pallier les limites de l'AG sous sa forme simple est de l'amalgamer à un second algorithme d'optimisation. Dans le cas de l'OPS1, l'algorithme utilisé est la MRS présentée à la section 4.3.6. L'OPS1 tire ainsi avantage de la puissance de recherche de la MRS au détriment du temps d'exécution. Pour limiter les coûts en temps d'exécution, la MRS comme mécanisme de mutation n'est appliquée qu'à une certaine portion de la population. Ce processus venant aussi pallier les faiblesses de l'AG dans les recherches locales de l'espace de solution, il est intéressant de voir l'influence de l'intégration de la MRS à l'opérateur de mutation de l'AG.

La figure 5.2 montre l'évolution de la solution la plus performante au cours des générations de l'AG pour deux opérateurs de mutations différents. La courbe supérieure montre les résultats pour la mutation simple alors que celle du bas montre la performance de la solution la plus performante pour l'AG intégrant la mutation par MRS. Ces courbes sont le résultat de 100 simulations différentes évoluant sur 100 générations. Sans l'influence de la MRS, l'optimisation montrait un pourcentage d'amélioration de la performance de l'individu de 83% alors que ce total s'élève à près de 98.5% pour la mutation par MRS. Dans le cadre d'une optimisation où la solution optimale est naturelle, les simulations montrent que l'OPS1 a aussi une bonne efficacité à trouver la trajectoire optimale. Au cours des mêmes simulations, 68 de ces simulations ont résulté en la trajectoire optimale.

Pour la mutation simple, seulement 3 des simulations de l'OPS1 se sont conclues par la solution optimale.

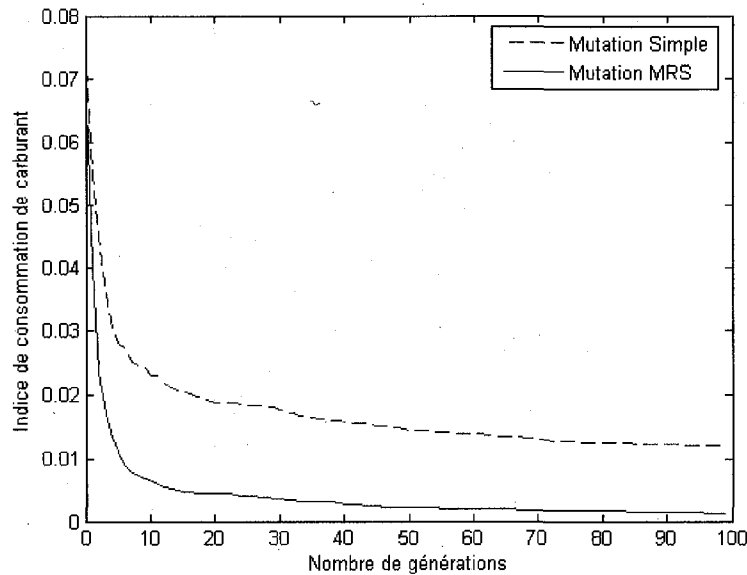


Figure 5.2 Comparaison des indices de consommation de carburant pour des opérateurs de mutation différents.

Pour ce qui est de l'optimisation de trajectoire, les caractéristiques des méthodes d'encodage et d'évaluation des solutions restreignent les capacités d'apprentissage de l'AG. En effet, l'apprentissage collectif repose sur les mécanismes de sélection et de croisement. Un croisement moins efficace signifierait habituellement une solution finale de moindre qualité. Tel qu'il a été montré à la sous-section 5.1.1, l'AG simple n'est pas aussi performant pour l'optimisation de trajectoire de satellite que pour le PVC. En contrepartie, la MRS peut compter sur un processus d'apprentissage guidé. Pour la MRS, comme il a été montré dans la section 2.1, la solution courante est habituellement améliorée au cours des itérations de l'algorithme. En ne dépendant pas des recombinaisons génétiques, la mutation par MRS apporte un avantage à l'AG pour la recherche de la solution optimale.

5.1.3 Effet du taux de mutation

Des solutions génétiquement semblables dans une population réduisent l'efficacité des opérateurs de reproduction des individus de l'AG. Ce phénomène, pouvant s'apparenter à de la saturation génétique, influence directement la capacité de l'AG à étendre sa recherche à l'extérieur d'un état non optimal. Il est donc important de considérer ce facteur dans l'étude de l'influence des paramètres. La figure 5.3 montre pour les simulations effectuées précédemment l'évolution du taux de solutions partageant le même bagage génétique à chacune des générations (taux de saturation). Il est possible d'y remarquer que la mutation par MRS apporte une plus grande diversification des solutions au cours des générations. Cette situation s'explique par le fait qu'à chacune des générations, certaines solutions se trouvent entièrement modifiées par la MRS alors que dans le cas de la mutation simple, les modifications apportées aux trajectoires n'influencent qu'un seul point de survol. Ce facteur joue un rôle important dans l'amélioration de la couverture de l'espace de recherche par L'OPS1. Il faut noter que malgré tout, les mécanismes de sélection et de croisement continuent à jouer un rôle important pour ce qui est de l'apprentissage collectif de l'AG.

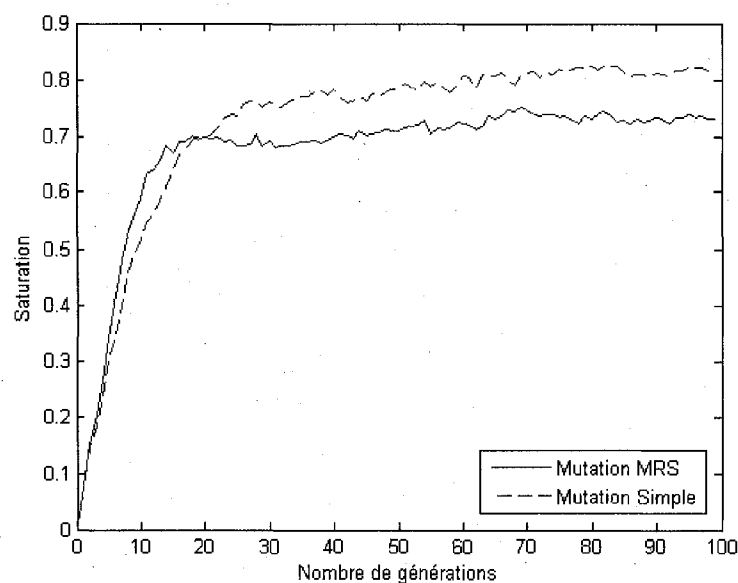


Figure 5.3 Taux de saturation des individus pour différents opérateurs de mutation.

Comme il a été montré précédemment, l'influence majeure de l'intégration de la MRS à l'OPS1 est d'augmenter la couverture de l'espace de solution. La variation du taux de mutation a, quant à lui, un effet majeur sur la similarité des solutions à travers les générations. La figure 5.4 montre les courbes d'évolution de la solution la plus performante au cours de chacune de générations pour divers taux de mutation. Il est possible de remarquer une certaine amélioration des résultats pour le taux de mutation plus élevé.

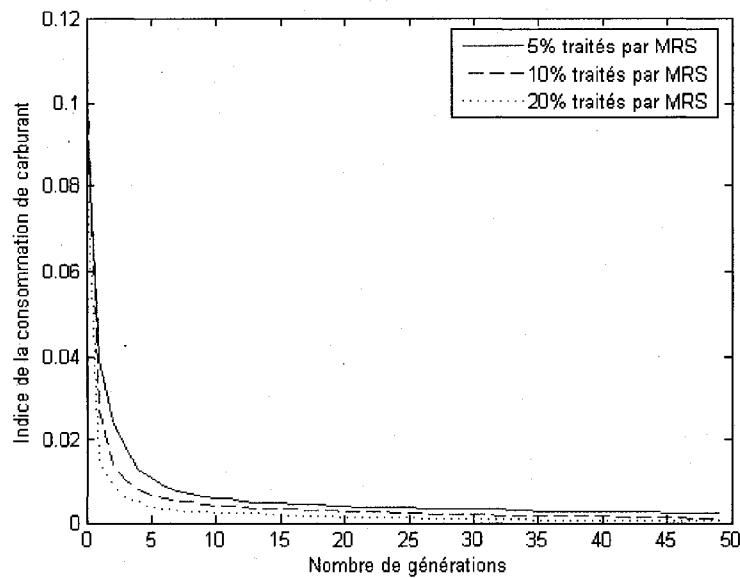


Figure 5.4 Évolution de l'indice de consommation de carburant pour différents taux d'individus traités par la MRS.

Lors des exécutions de l'AG, les résultats montrent que le taux de mutation influence directement le taux d'obtention de la trajectoire optimale. En effet, pour un taux de mutation élevé, l'algorithme trouve plus fréquemment la trajectoire optimale. Au cours des simulations effectuées pour chacun des 3 taux de mutation par MRS, l'OPS1 traitant 5% des solutions par génération s'est vu trouver la trajectoire optimale à 40 occasions. Dans le cas de la MRS traitant 10% des individus des générations, les résultats montrent que 72 des simulations se sont terminées par la solution parfaite. Les simulations utilisant un taux de 20% se sont, quant à elles, soldées par 92 optimisations parfaites. Encore une fois,

les simulations effectuées au cours de ces essais traitaient un problème dont la trajectoire optimale était naturelle. L'analyse des résultats montre que plus élevé est le taux, plus la mutation par MRS joue un rôle important pour ce qui est de la génération d'enfants performants. Ces résultats s'expliquent par le fonctionnement interne de la mutation par MRS. Contrairement à la mutation simple, la mutation par MRS optimise les individus traités, ce qui entraîne en des individus plus performants et plus influents dans le processus d'apprentissage collectif de l'AG.

Le taux de mutation joue aussi un rôle important pour ce qui est du facteur de saturation des individus au cours des générations. La figure 5.5 présente les courbes du facteur de saturation pour chacun des trois taux de mutation des simulations précédentes. Il est facile de remarquer, dans ce cas aussi, que plus élevé est le taux, plus l'OPS1 bénéficie de différences marquantes dans le bagage génétique de ces individus. Ce phénomène explique en partie le fait que l'AG en vient à trouver plus régulièrement la solution optimale au problème d'optimisation de la trajectoire. Il faut noter qu'au cours des simulations, même si l'OPS1 trouve la trajectoire optimale, il continue la recherche de l'espace de recherche. Dans ce dernier cas, le mécanisme d'élitisme conserve la trajectoire optimale tant que le critère d'arrêt de l'AG n'est pas satisfait. Le taux de saturation a tendance à tendre vers une valeur de 1 mais l'intégration de nouveaux individus vient toujours l'influencer à la baisse.

Il est aussi important de remarquer que pour un taux de traitement des individus de 10% par génération, la figure 5.5 présente une courbe différente de la courbe similaire dans la figure 5.3. La différence s'explique par un taux d'intégration de nouveaux individus différents pour ces 2 groupes de simulations.

5.1.4 Effet de la sélection et du croisement

Les mécanismes de sélection et de croisement sont généralement responsables de l'apprentissage collectif de l'AG. La section précédente montrait cependant que dans le cas de l'OPS1, le choix des mécanismes de l'AG influençait directement les performances de

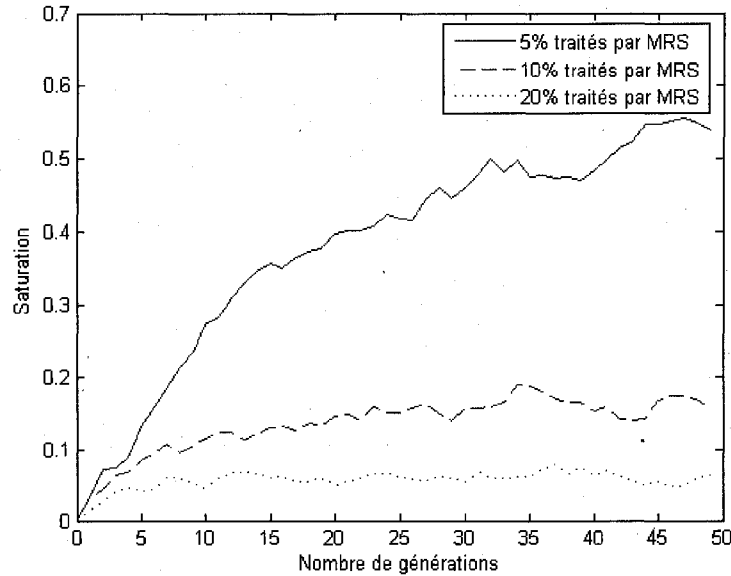


Figure 5.5 Taux de saturation des générations pour différents taux d'individus traités par la MRS.

l'optimisation. La présente section tente de mesurer avec plus d'exactitude l'effet de ces mécanismes sur les performances de l'OPS1.

Pour ce qui est de la sélection, les résultats montrent que ce mécanisme n'influence en rien la qualité de l'OPS1. Les 2 opérateurs utilisés, soit à taux fixe et à roulette, ne montrent aucun avantage l'un face à l'autre. Des simulations donnent des résultats similaires autant pour l'amélioration des performances que pour leur rôle dans la diversification du bagage génétique. Pour les simulations effectuées dans l'analyse de l'OPS1, la sélection à taux fixe a été préférée pour sa rapidité d'exécution et sa simplicité.

Parce qu'il est jumelé à la MRS, il est difficile de mesurer l'impact exact du croisement dans la recherche de la trajectoire optimale. Il faut noter que la MRS développée dans l'OPS1 n'est utilisée que dans le but de raffiner les solutions engendrées par les mécanismes de sélection et de croisement. Le croisement demeure par conséquent un mécanisme important pour l'obtention de la trajectoire optimale.

Dans le cas de l'OPS1, il est néanmoins nécessaire de déterminer le type de croisement générant les meilleures trajectoires à la MRS. L'OPS1 utilise un croisement à taux constant. La figure 5.6 montre l'amélioration de la performance du meilleur chromosome en comparant le croisement à taux fixe à celui à multiples points. Le croisement à taux fixe présente de meilleures performances dans ce domaine. Comme le montre la figure 5.7, les résultats sont sensiblement les mêmes pour ce qui est de la diversification du bagage génétique.

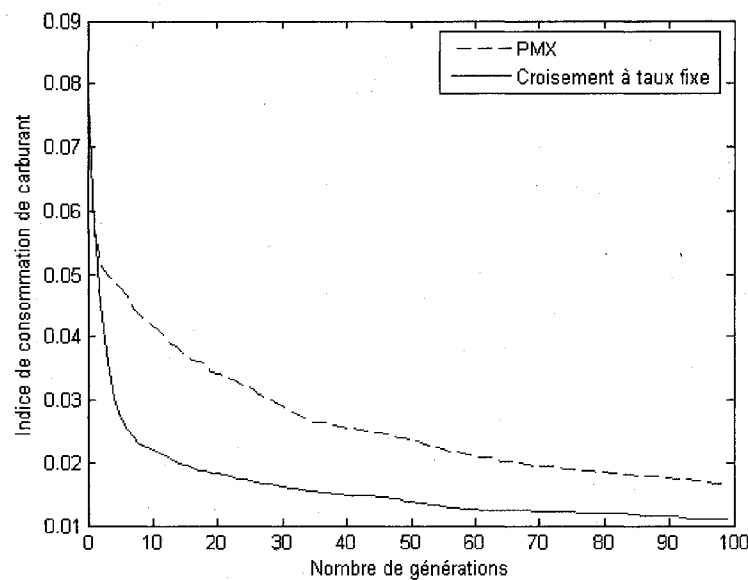


Figure 5.6 Effet des opérateurs de croisement sur l'évolution du meilleur chromosome de l'OPS1.

Un plus faible taux de saturation à long terme ne signifie pas nécessairement des gains de performance de l'algorithme. En ne générant que des populations d'individus de faibles performances, mais de bagage génétique différent, l'algorithme ne tend pas directement vers la solution finale. Dans le cas du croisement, le mécanisme à multiples points permet une diversification du bagage génétique des générations semblable à celle du croisement à taux sans augmenter de façon notable le pouvoir d'apprentissage collectif de l'OPS1.

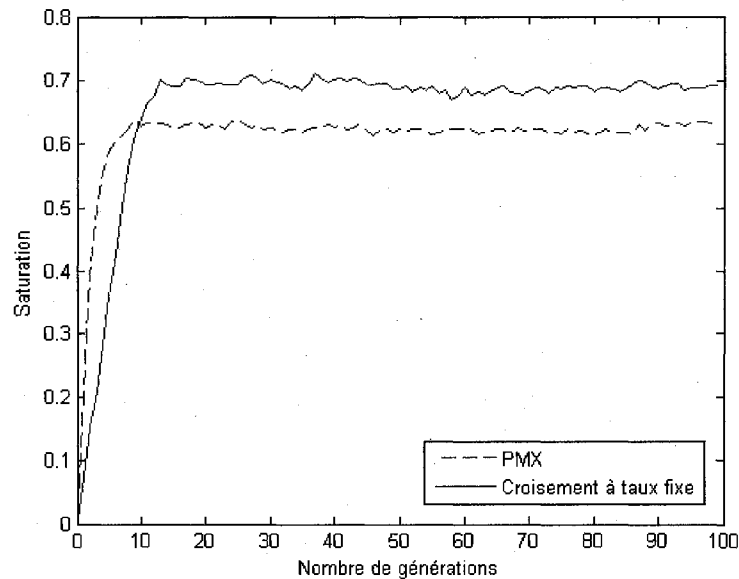


Figure 5.7 Effet des opérateurs de croisement sur le taux de saturation des générations.

5.1.5 Effet de l'introduction de nouveaux chromosomes aux populations

L'effet positif de la diversification du bagage génétique dans l'AG a été observé dans les précédentes sections. Dans le cadre de l'OPS1, l'introduction de nouveaux chromosomes à la population active contribue à contrer les effets de la saturation génétique. La figure 5.8 montre l'effet du nouveau bagage génétique à la population active. Elle présente la courbe de saturation des populations pour des simulations comportant trois taux d'intégration de nouveaux chromosomes : 15%, 25% et 35%.

Comme prévu, en augmentant le pourcentage de nouveaux individus intégrés à la génération courante, le taux de saturation diminue. Bien que l'ajout de nouveau bagage génétique permette sans contredit à l'OPS1 d'éviter les super chromosomes qui peuvent garder l'AG dans un état d'optimum local, l'effet sur la performance de l'algorithme est beaucoup moins perceptible.

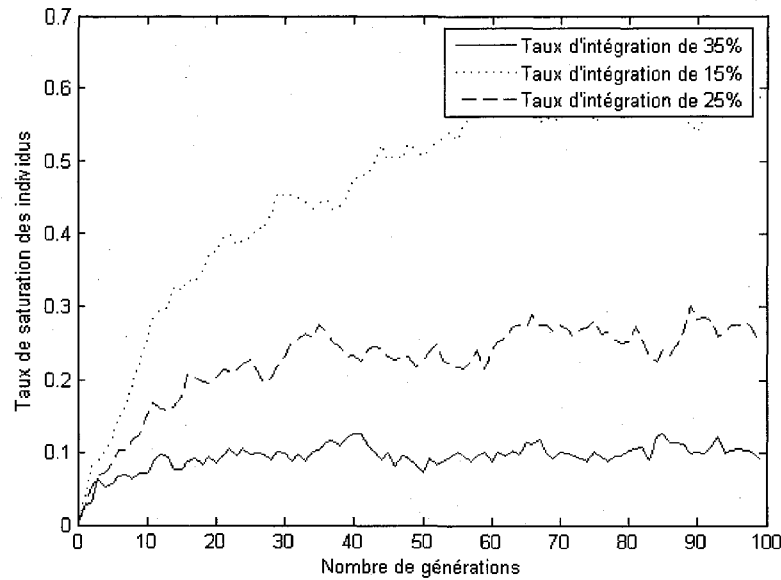


Figure 5.8 Effet de l'introduction de nouveaux chromosomes sur le taux de saturation des populations.

Il est possible de remarquer, par le tableau 5.3, l'effet sur la performance de l'OPS1 pour ce qui est de différents taux d'intégration de nouveaux individus.

Les valeurs d'optimisation confirment que le présent facteur influence sensiblement les performances de l'élite. Pour l'intégration de 55% de nouveaux individus par génération, la solution finale montre une amélioration de performance de près de 96% à comparer à 92% pour une intégration de 15%. Il est en de même pour le nombre de solutions parfaites trouvées pour les simulations du problème dont la trajectoire optimale est connue. Dans le cas de 55%, l'algorithme conclut sa recherche par la solution optimale lors de près de 23% des simulations contrairement à près de 10% pour l'insertion de 15% de nouveaux chromosomes.

Les résultats montrent aussi qu'après 55%, les performances de l'algorithme ont tendance à diminuer. Ce phénomène s'explique par le fait qu'en dépassant ce taux, les mécanismes tels la sélection et le croisement, perdent une part importante de leur rôle dans l'apprentissage collectif l'AG. L'AG est beaucoup plus efficace à rechercher une solution par ces

Nouveaux ind. par gén.	Amélioration de perf.	Solutions parfaites
15%	91.7%	9.6%
25%	93.9%	13.6%
35%	94.9%	12.4%
45%	95.0%	15.2%
55%	95.5%	22.8%
65%	95.4%	19.6%
75%	84.7%	17.6%

TABLEAU 5.3 Effet de l'intégration de nouveaux individus sur la performance de l'OPS1.

mécanismes plutôt qu'à générer aléatoirement des individus en espérant tomber sur la solution optimale.

L'utilisation d'un taux d'introduction de nouveaux individus par génération aussi élevé que 55% est contraire à la pratique courante. Il pourrait sembler légitime de croire qu'avec un tel taux, l'optimisation de l'OPS1 se résume à une simple recherche aléatoire et que l'apprentissage collectif de l'AG n'a plus d'incidence sur le résultat final. Les résultats montrent cependant que l'introduction de nouveaux individus n'est responsable que d'approximativement 12% de la génération des individus élites dans le déroulement de l'OPS1. Les mécanismes de reproduction et de mutation produisent donc la grande majorité des solutions de qualité dans le déroulement. Ces résultats montrent bien que l'AG profite du brassage génétique que procurent autant de nouveaux chromosomes tout en laissant libre cours au processus évolutif pour trouver la solution optimale.

5.2 Performance globale de l'OPS1

Avant d'analyser l'influence des divers paramètres de l'optimisation de la propulsion d'un satellite, il est nécessaire de comprendre l'impact exact de chacun d'eux sur le fonctionnement de l'OPS1. Un grand nombre de ces paramètres ne servent qu'au moment du calcul des différents moments de survols de chacun des sites. L'inclinaison orbitale, par exemple,

est utile à déterminer l'argument de latitude des survols. Cette même inclinaison combinée à la longitude du noeud ascendant et la position initiale de la terre sur son axe de rotation permettent quant à eux de calculer le temps exact du croisement entre le plan orbital et un site à la surface de la planète. Ces paramètres servent à l'élaboration des ensembles discrets de survols quotidiens pour les sites terrestres. Comme ces moments n'ont d'incidence que sur la composition des plans de survols, ils n'influencent donc en rien l'efficacité de l'algorithme d'optimisation.

Il n'en est pas de même pour la répartition géographique des sites terrestres et la durée de la période d'observation. La prochaine section analyse donc l'effet de ces paramètres sur les performances de l'OPS1.

5.2.1 Effet de la disposition des sites à observer

Afin de mieux connaître la robustesse et le rendement de l'OPS1, il est nécessaire de mesurer l'influence des différents types de géométrie et de dispersion de sites à observer auxquels l'algorithme pourrait être confronté. Dans le cas de la surveillance des incendies de forêt par exemple, les sites à observer se retrouvent confinés dans une petite région du globe. À l'inverse, s'il est affecté à l'étude des océans, l'OPS1 se doit de bien réagir à des sites s'étendant à de grandes surfaces de la planète.

Les résultats qui suivent montrent les performances de l'OPS1 dans ces deux situations. Pour le cas de l'observation de régions restreintes du globe, les simulations présentent des régions s'étalant environ entre 300 000 et 500 000 km^2 . Pour ce qui est de la surveillance de grandes superficies, les sites étaient sélectionnés aléatoirement à l'intérieur de la bande longitudinale couverte par le satellite. En générant des ensembles de points de survol distincts, les simulations profitent d'une diversité de problèmes empêchant que les résultats soient faussés par des cas particuliers.

La figure 5.9 montre que l'OPS1 donne de meilleurs résultats pour les missions d'observation de régions à superficie réduite. Ce phénomène semble attribuable aux moments de survol rapprochés des différents sites terrestres. En étant proches géographiquement,

ces sites croisent le plan orbital à des intervalles de temps très courts les uns des autres. Ces intervalles étant beaucoup plus courts que le temps nécessaire au satellite pour effectuer une révolution complète, les valeurs d'arguments de latitude des croisements sont semblables. Donc, tous les sites nécessiteront une accélération ou une décélération semblable. D'après les simulations, il semble que l'OPS1 peut plus facilement prévoir des trajectoires efficaces contenant des points provoquant seulement de l'avance ou à l'inverse seulement du retard sur la trajectoire naturelle. Des exemples de ce type de trajectoires se retrouvent à la figure 5.10. Dans cette figure, la courbe du haut montre un parcours orbital dans lequel le satellite est toujours en avance sur la trajectoire naturelle. La seconde courbe montre, à l'inverse, un satellite exigeant du retard. De tels parcours évitent les trop grandes variations de vitesse du satellite ce qui entraîne en une économie d'énergie.

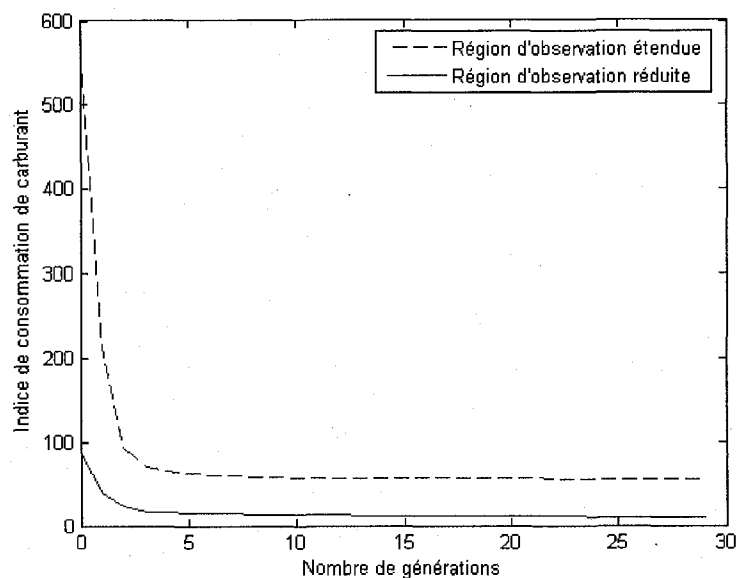


Figure 5.9 Effet de la disposition des sites terrestres à observer sur l'indice de consommation de carburant.

L'effet de la dispersion des sites se fait aussi remarquer pour ce qui est du taux de saturation génétique des individus au cours des générations. La figure 5.11 montre l'influence de ce facteur en le comparant avec le taux de saturation des simulations ayant des sites dispersés. L'OPS1 possède de meilleures habiletés à trouver des trajectoires diversifiées à

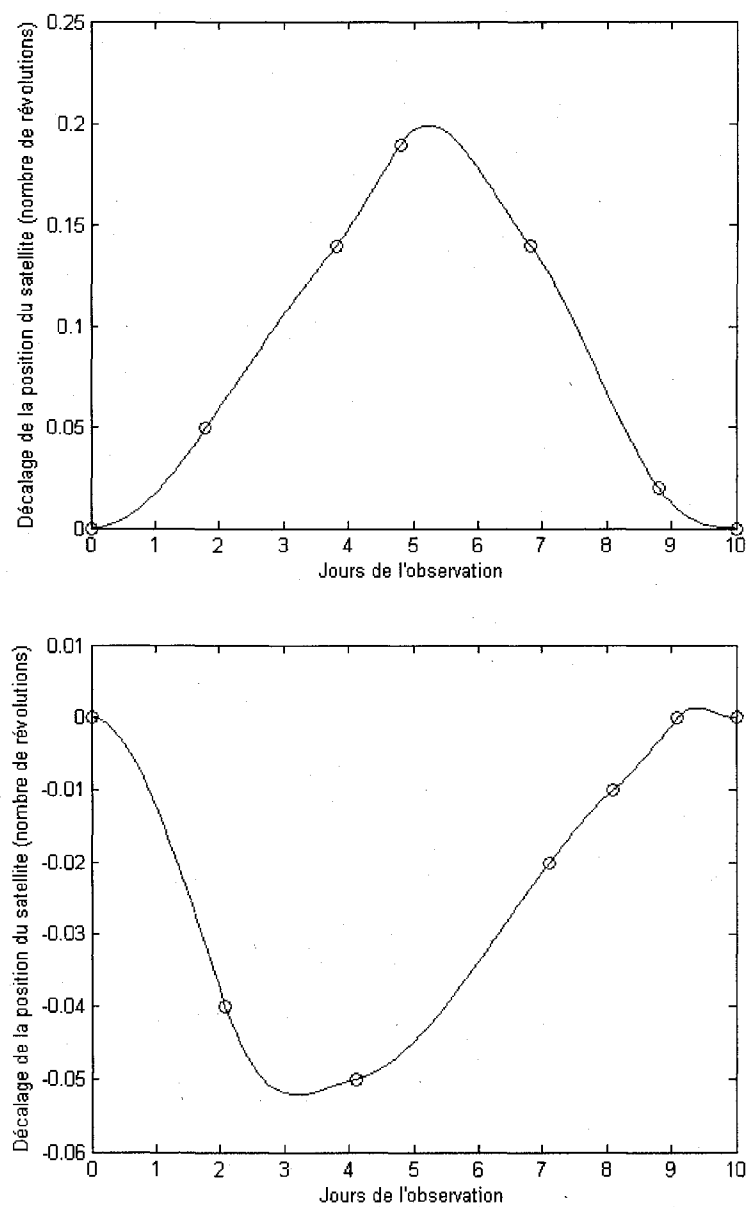


Figure 5.10 Décalage de la position orbitale du satellite pour une dispersion des sites à l'intérieur de petites superficies.

travers les générations. Les résultats montrent en moyenne une plus grande amélioration des performances des individus à travers les générations pour des sites possédant des coordonnées géographiques rapprochées. L'effet de la dispersion géographique des sites a été observé pour diverses simulations montrant des agencements de sites rapprochés et dispersés sur la planète. Ces dernières simulations montraient aussi une plus grande facilité pour l'OPS1 à tendre vers des trajectoires performantes pour des agencements de sites se distribuant à l'intérieur de régions d'observation réduites en superficie.

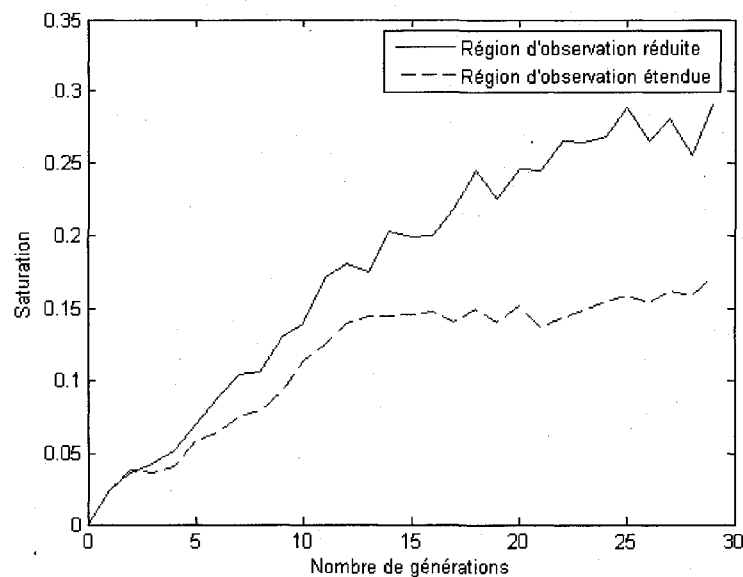


Figure 5.11 Effet de la disposition des sites terrestres à observer sur la saturation des populations de l'AG.

La disposition géographique des sites terrestres est donc un facteur important à considérer pour l'optimisation du programme de propulsion d'un satellite lors de l'observation de sites terrestres discrets.

5.2.2 Effet de la période de survol

L'objectif premier du présent travail de recherche est d'amener le satellite à observer un ensemble de cibles en une période donnée. Pour atteindre cet objectif, la solution proposée

utilise le système de propulsion du satellite. En admettant une manoeuvrabilité infinie au satellite, celui-ci n'aurait aucun problème à observer l'ensemble des sites au cours d'une courte période.

Concrètement, les propulseurs du satellite ne permettent qu'une faible poussée, ce qui limite grandement sa manoeuvrabilité. Cette limite impose une restriction aux capacités d'accélération de l'engin orbital, ce qui provoque directement une contrainte de temps d'observation. Il devient donc pratiquement impossible de couvrir l'ensemble des sites dans une période très courte. Il devient donc important d'analyser l'effet de la durée de la période.

Il est facile d'observer les effets directs de la durée de la période sur la qualité d'un plan de survols. Le tableau comparatif 5.4 montre l'évaluation de l'indice de consommation de carburant de l'OPS1 de 3 trajectoires suivant les déviations à l'argument de latitude analysée à la figure 5.12. Le tableau présente l'évaluation pour une période s'étendant sur 10, 15 et 20 jours. Il est possible de remarquer que pour arriver à suivre les mêmes plans de propulsions, la trajectoire profitant d'une période de 20 jours est près de 8 fois plus performante que celle s'étendant sur 10 jours.

Durée de la période	Performance
10 jours	0.1698
15 jours	0.1503
20 jours	0.0212

TABLEAU 5.4 Effet de la période sur la performance des trajectoires.

Une période plus longue amène un plus grand nombre de possibilités de survols, ce qui peut mener à des plans plus économiques sur le plan de la consommation de carburant. Cependant, l'avantage évident d'une plus longue période réside dans le fait que l'accélération nécessaire pour gagner ou perdre une même portion d'orbite par rapport à la trajectoire nominale est beaucoup plus faible. Dans le but de réduire la consommation, il est donc nécessaire d'étendre l'observation de la surface sur la plus longue période possible.

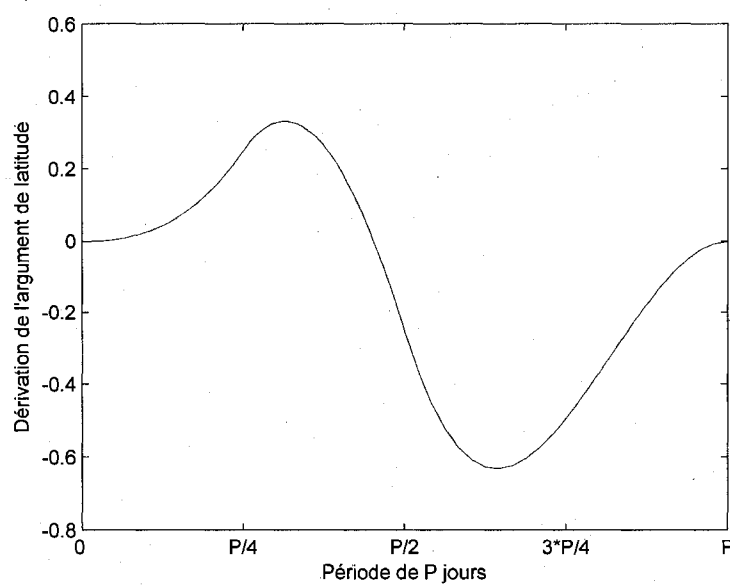


Figure 5.12 Dérivation de l'argument de latitude du satellite pour une trajectoire s'étendant sur P jours.

CHAPITRE 6

CONCLUSION

Ce mémoire de maîtrise présente le développement d'une solution d'optimisation de la trajectoire d'un satellite de télédétection chargé d'observer un ensemble de sites terrestres. Pour ce faire, la solution présentée tire avantage de propulseurs électriques à faible poussée. L'objectif principal de ce projet est le développement d'une stratégie d'optimisation de la trajectoire du satellite pour le survol des sites terrestres à l'intérieur d'une période donnée. La solution proposée préconise l'utilisation de l'algorithme génétique pour l'optimisation.

La réduction ou l'augmentation de la durée de la période orbitale procurée par les propulseurs électriques donnent la possibilité au satellite de survoler les sites terrestres aux moments opportuns. La première étape du développement se concentre sur la création et l'optimisation du plan de survols. La solution proposée fait intervenir l'AG à ce niveau afin de sélectionner adéquatement l'ordre et le moment de visite de chacun des sites terrestres. La seconde partie du développement construit, quant à elle, la trajectoire optimale liant les points du plan de survols. Cette trajectoire est optimisée pour ce qui est de la consommation de carburant.

Le développement montre une solution hybride amalgamant l'AG et la MRS, une autre heuristique de recherche. Le but de cette hybridation est de faire profiter, à la solution préconisée, des avantages de chacun des algorithmes s'y intégrant. De cette manière, il est ainsi possible de contourner le problème de transmission du bagage génétique de qualité mentionné à la sous-section 5.1.1.

6.1 Objectifs de la recherche

Le but premier de la présente recherche était de démontrer que l'AG était en mesure d'effectuer l'optimisation de la trajectoire du satellite pour ce qui est du survol de sites terrestres

au cours d'une période donnée. Pour ce faire, la recherche avait deux objectifs particuliers. Premièrement, la solution devait trouver une méthode efficace pour réduire l'optimisation de trajectoire à un problème traitable par une heuristique de recherche. Deuxièmement, la recherche devait montrer l'efficacité des algorithmes génétiques à résoudre le problème d'optimisation de trajectoire. Ce dernier point incluait aussi la détermination de la forme et des opérateurs appropriés pour traiter ce problème.

6.2 Contributions

Voici une liste des principales contributions apportées par ce travail de recherche.

Premièrement, l'AG est une solution efficace pour résoudre le problème d'optimisation de trajectoire orbitale. Même si l'optimisation de trajectoires de satellites pour le survol de sites terrestres a déjà été traitée par le passé, l'utilisation de l'AG comme heuristique de recherche pour ce problème représente une nouvelle façon d'aborder le sujet. Dans le but de mettre au point un algorithme encore plus performant, l'AG a été combiné à la MRS pour raffiner et optimiser localement les trajectoires. Par des simulations dont la solution optimale était connue, l'OPS1 a démontré de très bonnes capacités d'optimisation. La combinaison de la MRS et de l'AG n'étant pas nouvelle, son utilisation dans ce travail de recherche montre qu'elle pourrait s'appliquer à divers autres problèmes complexes où l'AG simple n'est pas une solution adéquate.

Deuxièmement, l'analyse des limites de l'AG pour l'optimisation de trajectoire a permis de mettre en évidence des mécanismes plus performants pour ce problème en particulier. En effet, l'apprentissage de l'AG est habituellement gouverné par les mécanismes de sélection et de croisement. En raison de la nature de l'évaluation de la qualité des chromosomes, ces mécanismes démontraient certaines faiblesses à isoler et transmettre le bagage génétique potentiellement efficace à la population enfant. Pour pallier le problème de l'évolution des individus, l'OPS1 utilise un AG hybride se combinant à une MRS. Les conclusions tirées de cette analyse devraient s'avérer intéressantes pour de futurs travaux.

Troisièmement, pour arriver à la meilleure solution possible, cette recherche montre aussi les résultats de l'analyse de différents paramètres influençant les qualités d'optimisation de l'AG. L'adaptation des outils et des mécanismes existants découlant de cette analyse est une contribution importante au domaine de recherche. Les principales conclusions tirées de cette analyse sont résumées et énumérées ici :

Mutation Il a été montré que le procédé de mutation faisant intervenir la MRS augmente beaucoup la qualité de la solution finale trouvée. L'analyse de la réponse de l'algorithme à différents taux de mutation a démontré qu'il était souhaitable de modifier approximativement 50% des chromosomes d'une génération pour en arriver aux meilleurs résultats.

Période d'observation La durée de la période s'est aussi avérée un facteur influent dans la qualité de l'algorithme. Il est facile de voir qu'il est souhaitable, pour une plus grande économie de carburant, d'assigner la plus longue durée possible pour la mission de télédétection.

Répartition des sites Les analyses ont aussi déterminé que la répartition des sites sur la surface observable de la planète influençait aussi la qualité d'optimisation de l'algorithme. L'observation de sites se concentrant sur une petite superficie a démontré de meilleurs résultats que les missions devant faire l'observation de cibles s'étendant sur toute la planète.

6.3 Travaux futurs

Les travaux futurs devraient d'abord s'intéresser au sujet en approfondissant les tests et les simulations de l'algorithme. Il serait important de considérer d'appliquer les résultats dans un environnement plus réel incluant par exemple un contrôleur pouvant suivre la trajectoire déterminée.

Pour une meilleure flexibilité dans le cadre d'une application réelle, il serait intéressant de considérer l'ajout de fonctionnalités permettant la modification, en cours de route, des

objectifs à survoler. Ces fonctionnalités donneraient la chance à l'algorithme de modifier, pendant la période d'observation, la trajectoire pour des visites devenues plus importantes.

Différents réglages pourraient être apportés à l'approche afin de mieux comprendre l'influence d'un seul point de survol sur l'ensemble d'une trajectoire. En connaissant cette influence, l'algorithme pourrait encore mieux s'adapter au mécanisme de base de l'AG. Ces ajustements pourraient améliorer les capacités de l'algorithme à rechercher la trajectoire optimale.

6.4 Conclusion

La présente recherche élabore un algorithme d'optimisation de la trajectoire pour le survol de sites terrestres. Les résultats montrent que l'AG présente une bonne manière de traiter ce problème. Elle sert aussi à démontrer l'efficacité des algorithmes tirés de l'intelligence artificielle appliqués aux problèmes de l'aérospatiale.

En conclusion, cette recherche aborde de manière novatrice une facette des missions de télédétection. Elle participe au développement et à l'évolution d'une nouvelle technologie qui devrait susciter de l'intérêt surtout en considérant l'utilité de ces systèmes pour la recherche et pour l'environnement.

BIBLIOGRAPHIE

- BARAGLIA, R., HIDALGO, J., PEREGO, R. (2001). *A parallel hybrid heuristic for the TSP*. Applications of Evolutionary Computing. EvoWorkshops2001 : EvoCOP, EvoFlight, EvoIASP, EvoLearn, and EvoSTIM. Proceedings, BOERS, E. J. W., CAGNONI, S., GOTTLIEB, J., HART, E., LANZI, P. L., RAIDL, G., SMITH, R. E., TIJINK, H., éditeurs, volume 2037, pages 193–202, Como, Italy. Springer-Verlag.
- CANTÚ-PAZ, E. (1997). *A survey of parallel genetic algorithms*. Rapport technique 97003, Illinois Genetic Algorithms Laboratory, University of Illinois at Urbana-Champaign.
- CHEN, H., FLANN, N., WATSON, D. (1998). *Parallel genetic simulated annealing : A massively parallel simd algorithm*. IEEE Transactions on Parallel and Distributed System, volume 9, numéro 2, pages 126–136.
- CROSSLEY, W., COOK, A., FANJOY, D. (1999). *Using two-branch tournament genetic algorithm for multiobjective design*. AIAA Journal, volume 37, numéro 0001-1452, pages 261–267.
- DEWELL, L. D., MENON, P. K. (1999). *Low-thrust orbit transfer optimization using genetic search*. AIAA Guidance, Navigation and Control Conference, Portland, OR, USA. American Institute of Aeronautics and Astronautics.
- FONSECA, C., FLEMING, P. (1998a). *Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms—Part I : A unified formulation*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, volume 28, numéro 1, pages 26–37.
- FONSECA, C., FLEMING, P. (1998b). *Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms—Part II : Application example*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, volume 28, numéro 1, pages 38–47.
- GOLDBERG, D. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Kluwer Academic Publishers, Boston, MA.
- GUELMAN, M., KOGAN, M. (2001). *Electric propulsion for remote sensing problem from low orbits*. Journal of Guidance, Control and Dynamics, volume 22, numéro 2, pages 314–321.
- HARIK, G. R., LOBO, F. G., GOLDBERG, D. E. (1999). *The compact genetic algorithm*. IEEE-EC, volume 3, numéro 4, pages 287.
- HARTMANN, J. (1999). *Low-thrust trajectory optimization using stochastic optimization methods*. Mémoire de maîtrise, University of Illinois.
- HOLLAND, J. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*. University of Michigan Press.
- KIRKPATRICK, S., GELATT, C. D., VECCHI, M. P. (1983). *Optimization by simulated annealing*. Science, volume 220, numéro 4598, pages 671–680.

- LEE, S., FINK, W., RUSSELL, R., VON ALLMEN, P., PETROPOULOS, A., TERRILE, R. (2005). *Low-thrust orbit transfer optimization with refined q-law and multi-objective genetic algorithms*. AAS/AIAA Astrodynamics Specialists Conference, Lake Tahoe.
- LEE, S., RUSSELL, R. (2006). *Multiple-objective parallel genetic algorithms applied to the primer vector control law*. AAS/AIAA Space Flight Mechanics Conference, Tampa, Florida.
- LIENIG, J. (1997). *A parallel genetic algorithm for performance-driven VLSI routing*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, volume 1, numéro 1, pages 29–39.
- PRESS, W., FLANNERY, B., VETTERLING, W. (2002). *Numerical recipes in C/C++ : The art of scientific computing*. Cambridge University Press, 2ième édition.
- RADCLIFFE, N., SURRY, P. (1994). *Formal memetic algorithms*. Evolutionary Computing, AISB Workshop, pages 1–16.
- RUSSEL, S., NORWIG, P. (2002). *Artificial intelligence : A modern approach*. Prentice Hall, 2ième édition.
- SHAHIN, A., SALEM, O. (2004). *Using genetic algorithms in solving the one-dimensional cutting stock problem in the construction industry*. Canadian journal of civil engineering, volume 31, numéro 2, pages 321–332.
- WHITING, J. (Février 2004). *Orbital transfer trajectory optimization*. Mémoire de maîtrise, Massachusetts Institute of Technology.
- WILLIAMS, E., CROSSLEY, W., LANG, T. (2001). *Average and maximum revisit time trade studies for satellite constellations using a multiobjective genetic algorithm*. The Journal of the astronautical sciences, volume 49, numéro 3, pages 385–400.